

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 616.133.33-007.64

До захисту допущено
В. о. завідувача кафедри ММСА

О.Л.Тимощук

«__» _____ 2019 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 124 Системний аналіз
на тему: «Методи діагностики аневризм судин головного мозку з
використанням згорткових нейронних мереж»

Виконав:

студентка II курсу, групи КА-82 мп
Онанко Анастасія Максимівна

Керівник: Професор кафедри ММСА
д.т.н. Зайченко О.Ю.

Рецензент: Старший науковий співробітник
кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем

КПІ ім. Ігоря Сікорського,
к.т.н. Вішталі Д.М.

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань
Студент _____

Київ

2019

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти — другий (магістерський)
Спеціальність — 124 «Системний аналіз»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувача кафедри ММСА

О. Л. Тимошук

«__» _____ 2019 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студентці Онанко Анастасії Максимівни

1. Тема дисертації: «Методи діагностики аневризм судин головного мозку з використанням згорткових нейронних мереж», науковий керівник дисертації Зайченко Олена Юріївна, професор, д.н.т, затверджені наказом по університету від «08» листопада 2019 р. № 3862-С.

2. Термін подання студентом дисертації: 13 грудня 2019 р.

3. Об'єкт дослідження: аневризми головного мозку.

4. Предмет дослідження: методи автоматизованого виявлення аневризм на тривимірних знімках.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

1) дослідити сучасні методи та особливості розпізнавання дво- та тривимірних медичних зображень ;

2) пошук та підготовка даних для застосування в програмі;

3) генерація додаткових даних для тренування нейронної мережі

4) пошук та підготовка даних для застосування в програмі;

5) реалізувати та натренувати згорткову нейронну мережу яка на вхід може приймати тривимірні медичні зображення магнітно-резонансної ангіографії з аневризмами на них

6) розробити стартап-проект виведення на ринок результатів дослідження;

7) розробити концептуальні висновки за результатами наукового дослідження

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

1). Реєстрація DICOM зображень МРА в програмі 3D Slicer (рис.);

2). Приклад аневризми до та після лікування (рис.);

3). Запропонована архітектура нейронної мережі (рис.);

4). Знайдена нейронною мережею аневризми (рис.);

5). Таблиці у розділі стартап-проекту

7. Дата видачі завдання: 05 вересня 2019 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації
1.	Концептуальний вступ дисертації. Формулювання об'єкта, предмета, цілі, завдань, новизни, практичної значущості результатів	01.09.2019—10.09.2019
2.	Збір медичних зображень в лікарні	10.09. 2019—13.09.2019
3.	Аналіз та реєстрація зібраних зображень на наявність аневризм. Формування вибірки.	14.09.2019—16.09.2019
4.	Перший розділ. Огляд літературно-інформаційних джерел. Понятійно-категоріальний апарат. Характеристика об'єкта	17.09.2019—28.09.2019
5.	Напіваавтоматична розмітка даних.	29.09.2019—2.10.2019
6.	Другий розділ. Розробка математичної моделі для задачі пригнічення корупції з використанням принципу максимума Понтрягіна, її розв'язок	3.10.2019—9.10.2019
7.	Тренування нейронних мереж.	10.10.2019—4.11.2019
8.	Третій розділ. Описання процесу генерації додаткової вибірки на основі існуючих медичних зображень.	5.11.2019—24.11.2019
9.	Четвертий розділ. Стартап-проект	25.11.2019—29.11.2019
10.	Концептуальні висновки. Перспективи розвитку отриманих рішень	30.11.2019—13.12.2019

Студент

А.М.Онанко

Науковий керівник дисертації

О.Ю.Зайченко

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 73 с., 19 рис., 24 табл., 23 джерела.

МЕДИЧНІ ЗОБРАЖЕННЯ, МАГНІТНО-РЕЗОНАНСНА АНГІОГРАФІЯ,
ЗГОРТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, АНЕВРИЗМА, АУГМЕНТАЦІЯ ДАНИХ.

Об'єкт дослідження – тривимірне МРА зображення голови.

Мета роботи – проаналізувати зображення МРА на наявність аневризм та локалізувати їх.

В роботі досліджується медичні тривимірні зображення МРА, на яких видно аневризми розташовані в різних частинах голови.

Виконано аналіз методів автоматичного розпізнавання і знаходження аневризм. Розроблено модель для знаходження і відображення місця знаходження аневризм. За допомогою моделі було знайдено аневризму у 90% випадків.

Програмний продукт реалізовано з використанням мови програмування Python, який дозволяє завантажити дані та навчати нейронну мережу.

ABSTRACT

Master's thesis: 73 pages, 19 figures, 24 tables, 23 sources.

MEDICAL IMAGES, MAGNETIC RESONANCE ANGIOGRAPHY,
CLOSING NEURAL NETWORKS, ANEURISM, DATA AUGMENTATION.

Object of study - 3D MPA image of the head.

The purpose of the work is to analyze the MPA images for aneurysms and and localize them.

This work examines medical 3D images of MRAs, which show aneurysms located in different parts of the head.

The analysis of methods of automatic recognition and finding of aneurysms was performed. A model for finding and displaying the location of the aneurysm was developed. The model found an aneurysm in 90% of cases.

The software is implemented using Python programming language, which allows downloading data and learning the neural network.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ АНЕВРИЗМ НА МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ	11
1.1 Поняття аневризми головного мозку	11
1.2 Традиційні способи виявлення (діагностики) аневризм	13
1.3. Аналіз медичних зображень	14
1.3.1. Метод опорних векторів(SVM)	15
1.3.2. Композиції слабких класифікаторів	18
1.3.3. Огляд досліджень і застосування глибокого навчання до медичних зображень	20
Висновок до розділу 1	22
РОЗДІЛ 2 НЕЙРОННА МЕРЕЖА ПРИЗНАЧЕНА ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ АНЕВРИЗМ ГОЛОВНОГО МОЗКУ	23
2.1 Застосування штучних нейронних мереж	23
2.2 Згорткові нейронні мережі	24
2.2.1 Огляд архітектури.....	24
2.2.2 Види шарів у згорткових мережах.....	25
2.2.3 Згортковий шар.....	26
2.2.4 Об'єднуючий шар.....	27
2.3 Класифікація 3D зображення через 2D зображення.....	28
Висновки до розділу 2	32
РОЗДІЛ 3 ОПИС ОБРАНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ	33

3.1 Обробка медичних зображень і формування дата сету.....	33
3.1.2 Обробка вхідних даних	34
3.1.3 Аугментація даних.....	36
3.2 Розмітка вхідних даних	38
3.2.1 Ручна розмітка даних	38
3.2.2 Автоматична розмітка даних.....	38
3.2.3 Напівавтоматична розмітка даних	40
3.4 Аналіз результатів.....	43
Висновки до розділу 3	45
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ	46
4.2 Технологічний аудит ідеї стартап-проекту	48
4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	49
4.4 Розроблення ринкової стратегії проекту	60
4.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	64
4.6 Висновки до розділу	68
ВИСНОВКИ.....	70
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	71

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

MPA – Магнітно-резонансна ангиографія

MRT – магнітно-резонансна томографія

CNN – згорткова нейронна мережа

SVM – метод опорних векторів

CAD – автоматичне комп'ютерне виявлення

VOI – область інтересів

ВСТУП

Класифікація медичних зображень є важливою проблемою в області розпізнавання зображень. Це необхідно для їх класифікації, аби допомогти лікарям у діагностиці захворювань або у подальших дослідженнях. Загалом класифікацію медичних зображень можна розділити на два етапи. Перший - отримання ефективних класифікуючих функцій за допомогою наявних зображень. Другий - використання отриманих класифікаторів для побудови моделей, які класифікують набір зображень. Раніше лікарі зазвичай використовували свій професійний досвід для розпізнавання на око певних ознак на медичних зображеннях для їх класифікації, що зазвичай є важким, нудним та трудомістким завданням. Цей підхід може приводити до нестабільності результатів або до неможливості їх відтворити. Серед досліджень медичних зображень, що проводились у цій галузі до цього часу, значущу роль мають дослідження із застосування методів класифікації до медичних зображень. Зусилля великої кількості дослідників вилились у чисельні досягнення і наукові публікації у цій галузі. Однак на даний момент загальна мета усіх цих досліджень іще не була досягнута. Якби класифікація на медичних зображеннях могла бути виконана з високою точністю, то ці результати могли б допомогти лікарям діагностувати захворювання. Тому розв'язання цієї задачі має велике значення.

Розрив мозкової аневризми є основною причиною внутрішньочерепних крововиливів, які часто призводять до серйозних неврологічних наслідків і можуть бути смертельними. Однак виявлення цілих, нерозірваних аневризм головного мозку в MRA без контрасту не завжди є легким завданням для рентгенологів, особливо у випадку невеликих аневризм. Очікується, що комп'ютерне розпізнавання може допомогти радіологам знаходити більше аневризм.

Діагностування з комп'ютерною підтримкою є важливим застосуванням для методів розпізнавання образів та машинного навчання. Розпізнавання шаблонів - це процес пошуку закономірностей або правил у даних. Ця задача часто розв'язується за допомогою алгоритмів машинного навчання. Методи «глибокого навчання» останнім часом досягли значних результатів у різних галузях, таких як розпізнавання зображень, мовлення, та розуміння природної мови. Один з важливих типів глибокого навчання - це згорткові нейронні мережі, які часто застосовуються для виконання завдань з розпізнавання зображень, у тому числі й обробку медичних зображень. Метод обробки зображень у згорткових мережах схожий на процеси розпізнавання зорових образів у тварин; шари згорткових мереж були створені за аналогією з простими і складними клітинами у зоровій корі.

Більшості традиційних алгоритмів машинного навчання важко обробляти вхідні зображення у незмінному, сирому вигляді; аби досягти хорошої швидкодії і точності, часто потрібне попереднє обчислення певних математичних "особливостей зображення" (значень, що більш явно представляють характеристики вхідних зображень). Наприклад, у задачі виявлення аневризми часто використовуються криві або гаусові матричні функції. Але, згорткові мережі можуть приймати на вхід безпосередньо самі зображення як вхідні дані та автоматично вивчати хороші функції, обробляючи їх аналогічно процесу розпізнавання образів у людини, завдяки чому можна досягти кращих результатів.

В одному з останніх досліджень у даній галузі розглядається класифікація аневризми на проекціях за допомогою згорткової нейронної мережі. Проте, використання проекцій призводить до втрати інформації з зображення, тому ціль даної роботи побудувати модель, яка використовує зображення цілком.

РОЗДІЛ 1 МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ АНЕВРИЗМ НА МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

1.1 Поняття аневризми головного мозку

Аневризма головного мозку (також її називають внутрішньочерепною аневризмою або церебральною аневризмою) - це випинання, ослаблена ділянка в стінці артерії мозку, що призводить до аномального розширення судини, її здуття або кровотечі. Оскільки в стінці аневризми є ослаблена ділянка, існує ризик розриву аневризми.

Аневризма головного мозку частіше виникає в артеріях, розташованих в передній частині мозку, які доставляють багату киснем кров до його тканин. У будь-якому місці артерії в мозку може виникнути аневризма. Нормальна стінка артерії складається з трьох шарів: внутрішнього, середнього і зовнішнього. Стінка аневризми тонка і слабка через аномальну втрату товщини судини або відсутність одного з шарів стінки артерії, у результаті чого залишається лише дві оболонки. Схематичне зображення аневризми зображено на рисунку 1.1.

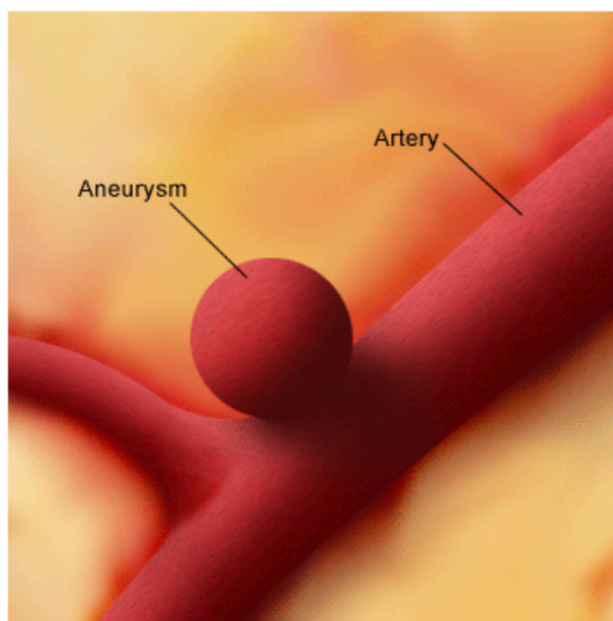


Рисунок 1.1 – Аневризма

Найпоширеніший тип мозкової аневризми називається крижовою або ягідною аневризмою, що складає 90 відсотків діагностованих випадків. Цей вид аневризми виглядає як «ягода» з вузьким стеблом. У одного пацієнта може бути одночасно кілька аневризм.

Два інших типи церебральних аневризм є веретеноподібними та розсікаючими аневризмами. Веретеноподібна аневризма випинається з усіх боків (по колу), утворюючи розширену артерію. Веретеноподібні аневризми часто можуть бути пов'язаними з атеросклерозом.

Розсікаюча аневризма є результатом розриву по довжині артерії у внутрішньому шарі стінки артерії, внаслідок чого кров просочується між шарами стінки. Це може спричинити надування однієї із сторін артеріальної стінки, або заблокувати чи ускладнити тік крові через артерію. Розсічення аневризм зазвичай виникає в результаті травматичного пошкодження, але вони також можуть виникати спонтанно. Від форми та розташування аневризми залежить яке лікування рекомендовано.

Більшість церебральних аневризм (близько 90%) не викликають жодних симптомів і мають невеликі розміри (менше 10 міліметрів). Аневризми меншого розміру можуть мати менший ризик розриву.

Хоча аневризма головного мозку може і не викликати жодних симптомів, найпоширенішим раннім симптомом ягідноподібної церебральної аневризми є раптовий головний біль від субарахноїдального крововиливу (САК). САК кровоточить в субарахноїдальний простір (простір між головним мозком і оболонками, що покривають мозок), а не в мозкову тканину. Незначні субарахноїдальні крововиливи найчастіше виникають після травми голови. Серйозні субарахноїдальні крововиливи найчастіше є наслідком розриву ягідноподібної церебральної аневризми (80% випадків). Раптовий головний біль, пов'язаний САК потребує невідкладної медичної допомоги і хірургічного втручання.

На підвищений ризик розриву аневризми вказують: аневризми діаметром понад 10 міліметрів, їх розташування (на судинах задньої частини мозку) та / або попередній розрив іншої аневризми. Розрив аневризми саме головного мозку несе значний ризик смерті.

Геморагічні інсульти виникають, коли кровоносна судина, яка живить мозок, розривається і кровоточить. Коли артерія кровоточить в мозок, клітини та тканини мозку не отримують кисню та поживних речовин. Крім того, в навколишніх виникає надмірний тиск, подразнення і набряк. Близько 20 % інсультів викликані геморагічними кровотечами [1].

1.2 Традиційні способи виявлення (діагностики) аневризм

Аневризму головного мозку часто виявляють уже після її розриву або випадково, під час діагностичних обстежень, таких як комп'ютерна томографія (КТ), магнітно-резонансна томографія (МРТ) або ангіографія, які робляться з інших причин.

Окрім повного анамнезу та фізичного обстеження, використовуються наступні процедури діагностики аневризм головного мозку:

- Цифрова субстанційна ангіографія (ЦСА) – надає зображення кровоносних судин головного мозку для виявлення проблем із судинами та кровотоком. Процедура передбачає введення катетера (маленької тонкої трубочки) в артерію у нозі й передачу її до кровоносних судин головного мозку. Контрастний барвник вводиться через катетер, після чого на рентгенівських знімках видно судини.
- Комп'ютерна томографія (КТ або КАТ) – процедура діагностичної візуалізації, яка використовує поєднання рентгенівських променів та

комп'ютерних технологій для отримання горизонтальних або осьових знімків (часто їх називають зрізами) тіла. За допомогою КТ створюються детальні зображення будь-якої частини тіла, включаючи кістки, м'язи, жир та органи. КТ є більш детальним, ніж загальні рентгенівські знімки, і може бути використаний для виявлення порушень та допомагати при виявленні місця або типу інсульту. КТ-ангіограма (СТА) також може бути отримана при КТ для огляду судин.

- Магнітно-резонансна томографія (МРТ) – діагностична процедура, яка використовує комбінацію великих магнітів, радіочастот і комп'ютера для отримання детальних зображень органів і структур всередині організму. МРТ використовує магнітні поля для виявлення невеликих змін у мозковій тканині, що дозволяє знайти та діагностувати інсульт та помітити аневризми.
- Магнітно-резонансна ангіографія (МРА) – неінвазивна діагностична процедура, що використовує комбінацію магнітно-резонансної технології (МРТ) та внутрішньовенного (IV) контрастного барвника для візуалізації судин. Контрастний барвник призводить до появи непрозорих судин на МРТ-зображенні, що дозволяє лікарю візуально оцінювати судини[2].

1.3. Аналіз медичних зображень

Розрив церебральної аневризми є основною причиною субарахноїдальних крововиливів, що часто призводить до серйозних неврологічних наслідків, а в деяких випадках може, навіть привести до смерті. Однак, виявлення непошкоджених аневризм головного мозку в непрофільованому МРА знімку не

завжди є легким завданням для рентгенологів, особливо у випадку невеликих аневризм.

Після введення контрастної речовини та отримання знімків МРА, вони передаються лікарям-рентгенологам та хірургам для детального аналізу і пошуку аневризм вручну. Основний мінус даної методології полягає в тому, що цей процес потребує дуже багато часу для детального аналізу кожного зрізу голови. Також, деякі зображення можуть містити декілька аневризм на різних зрізах, що значно ускладнює їх виявлення і іноді призводить до того, що їх не вдається помітити.

У зв'язку зі стрімким розвитком методів розпізнавання цю проблему можливо вирішувати за допомогою алгоритмів, що знаходять локальні області знімків, на яких вірогідно знаходиться аневризма. Тому в останні роки стрімкими темпами розвивається так зване виявлення з підтримкою комп'ютера (CAD – computer-assisted detection), яке може допомогти радіологам знаходити більше аневризм за короткі проміжки часу.

Для вирішення цих складних проблем класифікації медичних зображень запропоновано багато методів, які можна поділити на два типи методів: традиційні та методи глибокого навчання.

1.3.1. Метод опорних векторів(SVM)

Завдання класифікації зазвичай включає розділення даних на навчальні та тестові вибірки. Кожен екземпляр навчальної вибірки містить одне «цільове значення» (тобто мітку класу) та кілька «атрибутів» (тобто ознак або спостережуваних змінних), у випадку з розпізнавання МРА зображень цими містакми є : містить аневризму чи ні. Метод SVM був розроблений на основі

принципу структурної мінімізації ризиків (SPM) і в ідею цього метода була закладена ідея гіперплощинних класифікаторів. Він намагається шукати гіперплощину, яка максимально збільшує запас відстані між двома класами і гіперплощиною. Приклад лінійного SVM для лінійного випадку зображений на рисунку 1.2.

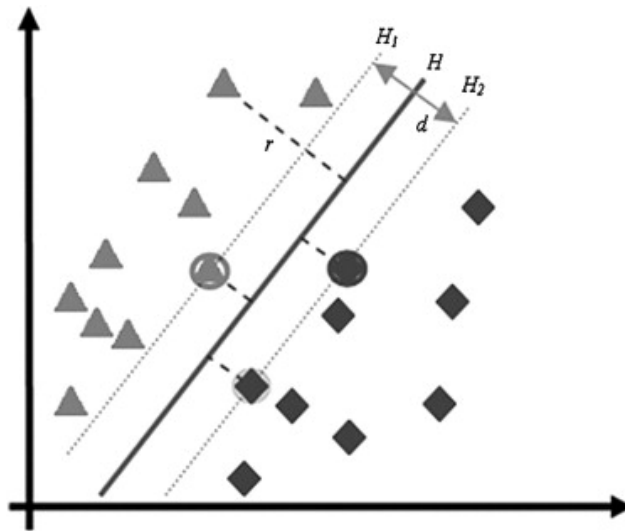


Рисунок 1.2 – Лінійно відокремлювані дані

Припустімо у нас є N навчальних пар $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$, де $x_i \in R^d$ – точки простору ознак, а $y_i \in \{1, -1\}$ – позначають клас об'єкту. Встановимо лінійний розділовий класифікатор гіперплощини таким чином,

$$f(x) = \text{sign}(wx + b) \quad (1.1)$$

де, $\text{sign}() \in \{1, -1\}$ повертає -1 для від'ємного числа, або $+1$ для додатного числа, w – це вага, x – дані для навчання, та b – зміщення цієї гіперплощини. Аби досягти максимальної відстані між двома класами[3], слід мінімізувати $\|w\|$ при умові виконання відповідних нерівностей. Основна задача такої оптимізації записується наступним чином:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} w^T w, \quad (1.2)$$

$$y_i(wx_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, N. \quad (1.3)$$

Для знаходження зміщеної гіперплощини також знадобляться множники Лагранжа $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N \geq 0$. Лагранжіан для цієї задачі квадратичного програмування набуває такого вигляду:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2}w^T w - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i (wx_i + b) + \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (1.4)$$

Врешті, дана задача зводиться до наступної двоїстої задачі:

$$\max_{\alpha} L(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j, \quad (1.5)$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0. \quad (1.6)$$

Якщо α_i^* – оптимальний розв’язок, тоді оптимальну вагу і зміщення можна отримати наступним чином:

$$w^* = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i^* x_i, \quad (1.7)$$

$$b^* = -\frac{1}{2} w^* (x_p + x_n), \quad (1.8)$$

де x_p і x_n – опорні вектори.

Насправді, ми не можемо стверджувати, що дані під час тренувань завжди лінійно відокремлюються, тому потрібно враховувати лінійно нероздільний випадок, показаний на рисунку 1.3.

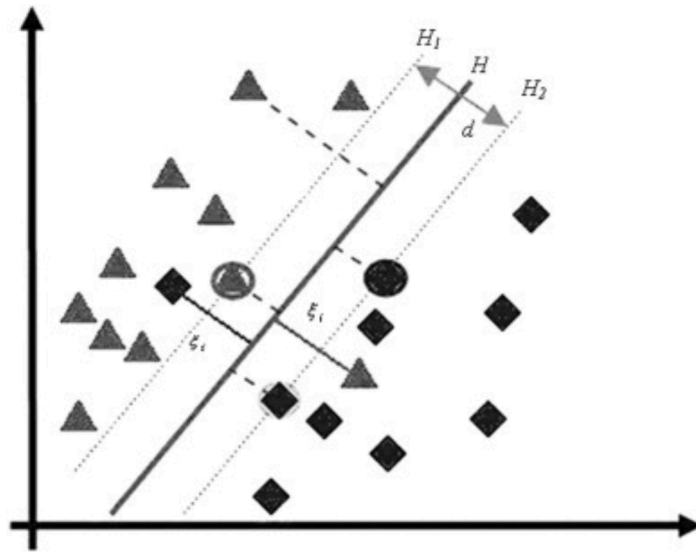


Рисунок 1.3 – Лінійно нероздільні дані

У такому разі вводиться деяка невід'ємна величина $\xi_i \geq 0, i = 1 \dots N$, і тоді умова (1.3) набуває вигляду:

$$y_i(wx_i + b) + \xi_i - 1 \geq 0 \quad (1.10)$$

Тоді задача оптимізації приймає наступний вигляд:

$$\min_{w,b,\xi_i} \frac{1}{2} w^T w + C \left(\sum_{i=1}^N \xi_i \right) \quad (1.11)$$

Далі задача (1.11) розв'язується аналогічно до лінійно роздільного випадку[7].

1.3.2. Композиції слабких класифікаторів

Починаючи з першої половини ХХІ століття слабкі класифікатори стали одним з найпопулярніших методів багатокласної класифікації, які

застосовувалася у численних програмах. Дж. Фрідман та інші дали можливе теоретичне пояснення та експериментально продемонстрували потенціал градієнтного бустингу та AdaBoost. Алгоритм AdaBoost добре працює, коли складність слабких класифікаторів відповідає одній з меж прийняття розв'язків: для адитивного розв'язку, обмежених пеньками (дерево з одним правилом), найкращим вибором, але для нелінійних дерев розв'язків граничних розв'язок (DT) з більш ніж двома кінцевими вузлами є значно краще, ніж пні. Це витікає із природи алгоритму AdaBoost, який будує композицію виходів лінійних слабких класифікаторів і може розглядатися як метод наближення до адитивного моделювання за логістичною шкалою [7]. Якщо тип слабких класифікаторів не вибраний належним чином, ефективність бустингу алгоритмів слабких класифікаторів сильно погіршується.

На рисунку 1.4 зображено приклад покращення якості класифікації за допомогою бустингу.

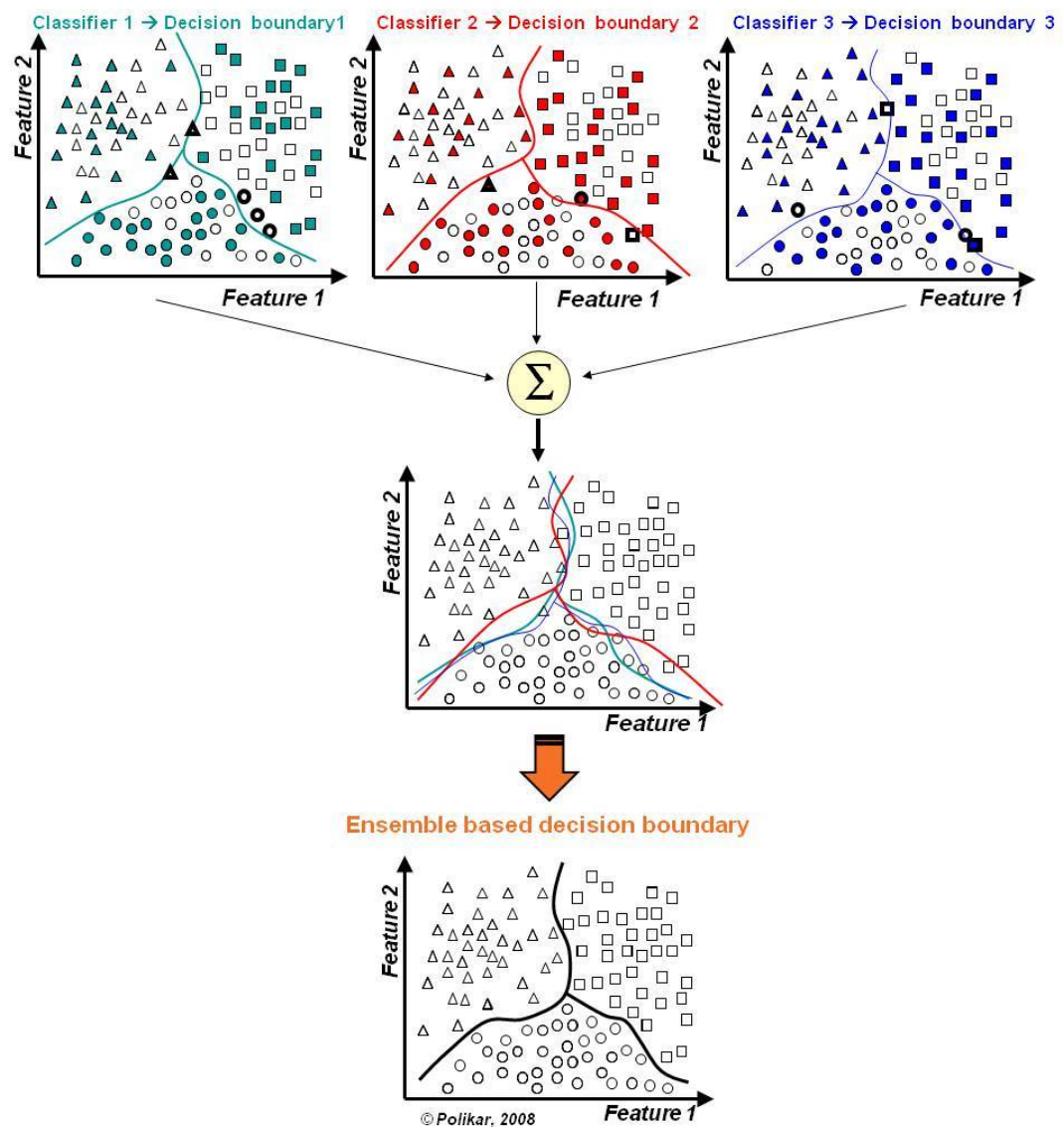


Рисунок 1.4 – Композиція класифікаторів

1.3.3. Огляд досліджень і застосування глибокого навчання до медичних зображень

Як уже було сказано, для вирішення складних проблем класифікації медичних зображень запропоновано багато методів, які можна поділити на два

різновиди: традиційні методи (які були вже описані вище) та методи глибокого навчання.

Так, у роботі [6] автори запропонували класифікатор, який базується на дискретному перетворенні Фур'є та розпаралеленому машинному навчанні, щоб класифікувати зображення магнітно резонансної томографії по категоріям на зображення здорового мозку та мозку з патологіями. Таким чином, вони звели цю задачу до бінарної класифікації. Для даного зображення система спочатку використовувала дискретне перетворення Фур'є зваженого типу для отримання спектральних характеристик, а потім використовувала аналіз головних компонент для зменшення розмірності спектральної характеристики. В результаті, головні характеристики спектру подавались на опорні векторні машини (SVM). Однак у цьому дослідженні набір даних містить 90 МРТ зображень головного мозку зроблених на апараті 2 T2, і він порівняно невеликий. Хоча автор отримав хороші результати, зрозуміло, що вони не можуть бути адаптованими до більшого набору даних.

У роботі [7] автори розглянули дві системи виявлення меланом у дермоскопічних зображеннях за допомогою текстурних та кольорових ознак. Одна з цих систем використовує глобальні функції для класифікації уражень шкіри, а інша використовує локальні ознаки. Результати були продемонстровані на наборі даних із 176 дермоскопічних зображень лікарні Педро Хіспано. Іатомі та ін. [8] запропонували інтернет-скринінг меланом за ознаками форми, кольору та текстури. Ця система отримала чутливість (SE) 86 і специфічність (SP) 86 на 1200 дермоскопічних зображеннях. Стоккер та ін. [9] проаналізували ділянки зернистості між меланою та подібними ділянками при немеланомних ураженнях шкіри з поєднанням колірних та текстурних ознак. У їхній роботі використана крива робочої характеристики приймача (ROC) для відображення найкращих показників поділу систем на наборі даних із 88 меланомами та 200 немеланомними ураженнями. Ріаз та ін. [10] запропонували нові дескриптори

текстур та кольорів на основі області для виявлення раку на зображеннях. У їхній моделі функції текстури базуються на фільтрах Габора, і вони використовують гомоморфну фільтрацію для отримання кольорових ознак, які можуть вирішити проблему різного обертання, масштабування та освітленості.

Усі перераховані вище алгоритми мають деякі проблеми, які полягають в тому, що вони використовували згорткові нейронні мережі або безпосередньо застосовували традиційні методи для класифікації медичних зображень. У традиційних методах, незалежно від того, які ознаки (кольорові ознаки, ознаки текстури або ознаки форми) використовуються, для класифікації медичних зображень недостатньо лише тих ознак, які здобуті досвідом. Для глибоких моделей мережа трансферного навчання дуже легко пропускає повз увагу ознаки на медичних зображеннях. Крім того, більша частина літератури по класифікації медичних зображень пов'язана з бінарною класифікацією. На практиці нам зазвичай потрібно розв'язати задачу багатокласової класифікації.

Для вирішення цих проблем та підвищення ефективності класифікації тривимірних медичних зображень було створено альтернативну архітектуру нейронної мережі описану у розділі.

Висновок до розділу 1

У даному розділі було розглянуто що таке церебральна аневризма, причини її виникнення. Детально описано способи традиційного виявлення аневризми і показано, що у більшості випадків традиційні методи класифікації медичних зображень, незалежно від того, які ознаки (кольорові, особливості текстури або особливості форми) використовуються, дають погані результати. Для вирішення цієї проблеми краще підійдуть згорткові нейронні мережі.

РОЗДІЛ 2 НЕЙРОННА МЕРЕЖА ПРИЗНАЧЕНА ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ АНЕВРИЗМ ГОЛОВНОГО МОЗКУ

2.1 Застосування штучних нейронних мереж

Оскільки штучні нейронні мережі дозволяють моделювати нелінійні процеси, вони перетворилися на дуже популярний і корисний інструмент для вирішення багатьох проблем, таких як класифікація, кластеризація, регресія, розпізнавання шаблонів, зменшення розмірності, структуроване прогнозування, машинний переклад, виявлення аномалії, прийняття рішень, візуалізація, комп'ютерний зір та ін. Цей широкий спектр можливостей дає змогу використовувати штучні нейронні мережі в багатьох областях.

Штучні нейронні мережі вивчалася протягом багатьох років для вирішення складних задач класифікації, включаючи класифікацію зображень. Виразною перевагою нейронної мережі є те, що алгоритм можна було б узагальнити для вирішення різних завдань за допомогою подібних конструкцій. Згортова нейронна мережа (CNN) - вдалий приклад спроб моделювання зорової кори ссавців за допомогою ANN. Архітектура CNN має сильну біологічну правдоподібну підтримку, яка була детально описана у ранніх роботах Хубеля та Візельса над зоровою корою котів [5]. Він продемонстрував чудову ефективність у вирішенні багатьох важких проблем класифікації зображень. У деяких програмах, таких як виявлення дорожніх знаків, система, що базується на CNN, навіть перевершила можливості людини в тестах бенчмаркінгу [6].

2.2 Згорткові нейронні мережі

Згорткові нейронні мережі (англ. Convolutional Neural Networks, CNN) дуже схожі на звичайні нейронні мережі - вони складаються з нейронів, що мають ваги та зміщенні, які можна навчати. Кожен нейрон отримує певні входи, виконує над ними скалярний добуток і, опціонально, виконує над результатом нелінійне перетворення. Уся мережа, так само як і у звичайній нейронній мережі, виражає єдину диференційовну оцінювальну функцію, що безпосередньо із пікселів зображення на одному кінці дає оцінки приналежності до класів на іншому. І вони також мають функцію втрат (англ. loss function) на останньому шарі. До них можна застосовувати ті ж самі прийоми навчання, що і для звичайних нейронних мереж.

Відмінність полягає у тому, що у згорткових нейронних мережах у явному вигляді робиться припущення, що вхідні дані - це зображення, що дозволяє закласти у архітектуру відповідні особливості. Це робить функцію нейронної мережі більш ефективною з точки зору практичної її реалізації і значно зменшує кількість параметрів у мережі.

2.2.1 Огляд архітектури

Згорткові нейронні мережі використовують на свою користь той факт, що їх входи складаються з зображень, формуючи архітектуру у більш ефективний спосіб. Зокрема, на відміну від звичайних нейронних мереж, шари згорткової мережі організовані у трьох вимірах: ширині, висоті і глибині. Тут словом "глибина" позначається саме один із розмірів шару, а не кількість шарів. Нейрони

у шарі з'єднані лише з малою областю попереднього шару, навідміну від повнозв'язної мережі.

На рисунку 2.1 зліва зображено звичайну нейронну мережу з трьома шарами. Справа зображено, як згорткова мережа організовує свої нейрони у три виміри (ширину, висоту і глибину), як продемонстровано на одному з рівнів. Кожен шар згорткової мережі перетворює тривимірний вхідний об'єм у тривимірний вихідний об'єм активацій нейронів. На цьому прикладі, вхідний шар, зображений червоним, містить вхідне зображення, тому його шириною і висотою будуть розміри цього зображення, а глибиною буде 3 (червоний, зелений та синій канали)[9].

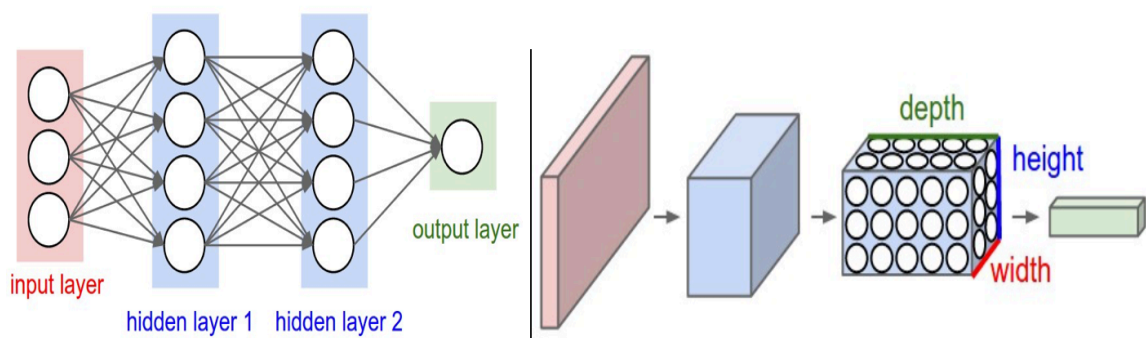


Рисунок 2.1 - Порівняння схем повнозв'язної нейронної мережі і згорткової.

2.2.2 Види шарів у згорткових мережах

Як уже було сказано, проста згорткова нейронна мережа - це послідовність шарів, і кожен її шар перетворює один об'єм активацій у інший за допомогою диференційовної функції. Є три основні типи шарів, із яких будують архітектури згорткових мереж: згортковий, об'єднуючий, поелементний і повнозв'язний.

Таким чином, комбінуючи ці чотири види шарів, згорткові мережі шар за шаром перетворюють початкові піксельні величини зображення у вихідні

класифікаційні оцінки. Із них лише згортковий і повнозв'язний шари мають параметри, які можна навчати. Поелементний шар просто виконує перетворення над попереднім шаром поелементно, використовуючи одну і ту ж активаційну функцію - наприклад, $\max(0, x)$. Об'єднуючий шар сумує результати попереднього, зменшуючи їх розмірність.

2.2.3 Згортковий шар

Згортковий шар - це головний структурний елемент згорткової мережі, що несе на собі найбільше обчислювальне навантаження.

Параметри згорткового шару складаються з набору фільтрів придатних до навчання. Кожен фільтр просторово невеликий (по висоті або ширині), але протягується вздовж усієї глибини об'єму. Наприклад, типовий фільтр згорткової мережі може мати розміри $5 \times 5 \times 3$ (тобто 5 пікселів у ширину та в висоту і 3 канали у глибину). Під час проходження вперед, ми проходимо кожним фільтром по всій ширині та висоті вхідного об'єму і обчислюємо скалярний добуток між параметрами фільтра і входами для кожної позиції. З інтуїтивної точки зору, мережа навчить такі фільтри, що активуватимуться тоді, коли вони бачать певну візуальну рису, таку як край, повернутий у певному напрямку, або пляму певного кольору на першому шарі, чи в решті решт сітку подібних на колесо рисок на вищих рівнях мережі. Таким чином ми маємо множину фільтрів на кожному згортковому шарі, і кожен з них дасть на виході окрему двовимірну мапу активації. Ми складемо стопку цих активаційних мап вздовж виміру глибини і таким чином утворимо об'єм вихідного шару (рисунки 2.2).

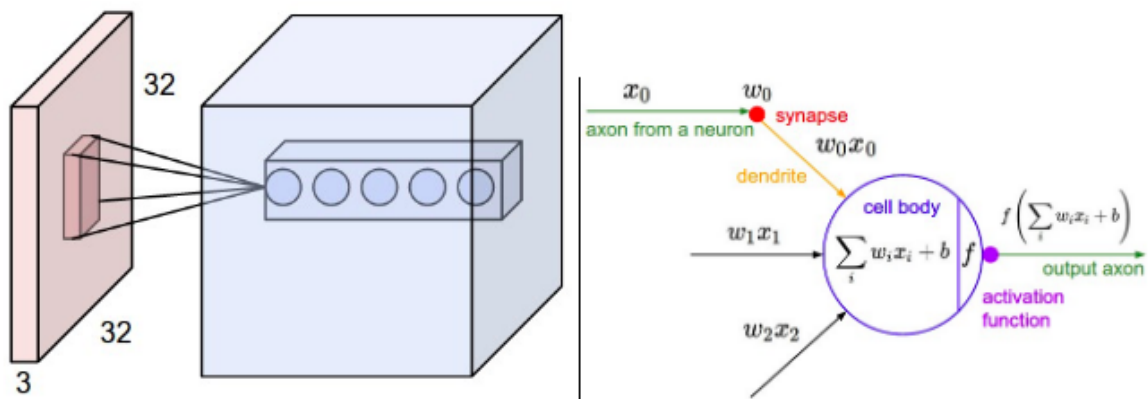


Рисунок 2.2 – Приклад згорткового шару

Якщо проводити аналогію з мозком, то кожен елемент із тривимірного вихідного об'єму може бути також інтерпретований як вихідний нейрон, що дивиться лише на невелику область із входу і має ті самі параметри, що і всі нейрони, що знаходяться зліва та справа, (бо усі ці числа є результатом застосування одного й того самого фільтра). [11]

2.2.4 Об'єднуючий шар

Розповсюдженою практикою є періодичне вставляння об'єднуючих шарів поміж послідовних згорткових шарів у архітектурі згорткової мережі. Їх функцією є поступове зменшення просторових розмірів відображення аби зменшити кількість параметрів і обчислень у мережі, і таким чином також запобігти перенаванчання. Об'єднуючий шар працює незалежно над кожним рівнем углиб із входу і змінює його просторові розміри, використовуючи операцію MAX. Найбільш поширеною формою об'єднання є об'єднуючий шар із фільтром з розміром 2x2, що застосовується з кроком 2 і зменшує висоту і ширину удвічі для кожної глибини, відкидаючи 75% активацій. Кожна операція

MAX у такому разі буде брати максимум серед 4-х чисел (невеликої області 2x2 на одній із глибин). Розмірність глибини залишається незмінною (рисунок 2.3).

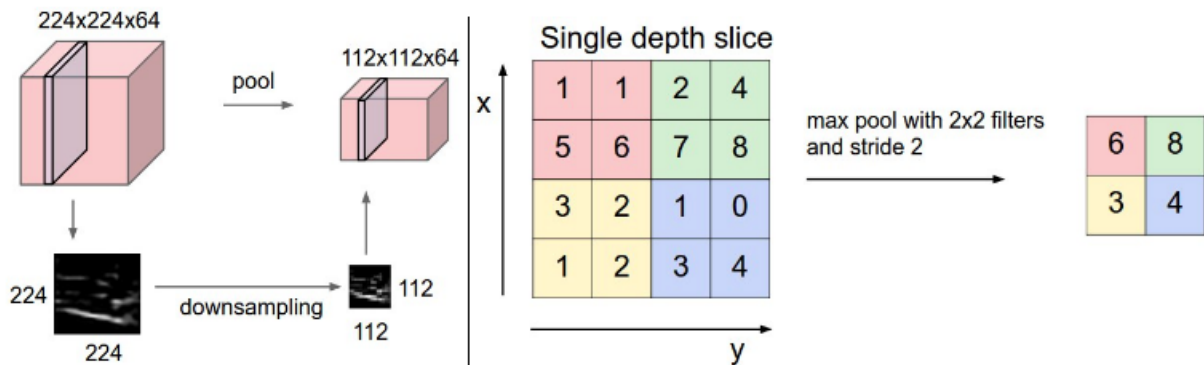


Рисунок 2.3 – Приклад роботи об'єднувального шару

Варто зазначити, що загалом є лише дві часто використовувані на практиці варіації цього шару: 3x3 із кроком 2, у якому області частково перекриваються, і 2x2 із кроком 2, у якому області не перетинаються. Об'єднання з областями більшого розміру є надто нищівними для протікаючої вздовж мережі інформації.

Окрім об'єднання з використанням функції *max*, об'єднуючі елементи також можуть використовувати інші функції, такі як обчислення середнього і навіть норму L2. Функція обчислення середнього історично використовувалась досить часто, проте зараз застосовується все рідше у порівнянні з операцією MAX, що показала кращі результати на практиці [12].

2.3 Класифікація 3D зображення через 2D зображення

Аби уникнути великих обчислювальних навантажень під час обробки тривимірних медичних сканувань у роботі [13] із зображення отримали двовимірні проекційні зрізи за допомогою функції максимальною інтенсивності.

Переважає більшість статей пов'язаних з виявленням аневризм на тримірних зображеннях МРА пов'язана з використанням класифікаторів на

основі згорткових нейронних мереж. Входи мережі – це двовимірні зображення, що генеруються із малих областей зображень MRA, застосовуючи алгоритм проектування за допомогою функції максимальної інтенсивності.

Спочатку зображення MRA перетворюється у зображення з ізотропними вокселями розміром 0,469 мм за кожною гранню, а розподіл інтенсивності сигналів зображень стандартизується методом Ньюля та Удупа. Далі на зображенні MRA знаходяться вокселі з артеріями за допомогою методу нарощування областей (region-growing-based method).

Після цього для кожного вокселя всередині області артерії отримується вхідне зображення, що відповідає цьому вокселю. Таким чином ми отримуємо кубик області інтересів розмірами 16x16x16 навколо вокселя і дев'ять MIP-зображень розміром 16x16 вокселів, що генеруються уздовж дев'яти осей. Потім генерується вхідне зображення розміром 16x144 шляхом простого з'єднання дев'яти MIP-зображень по вертикалі (рис. 2.4). Розмір області інтересів визначали емпірично.

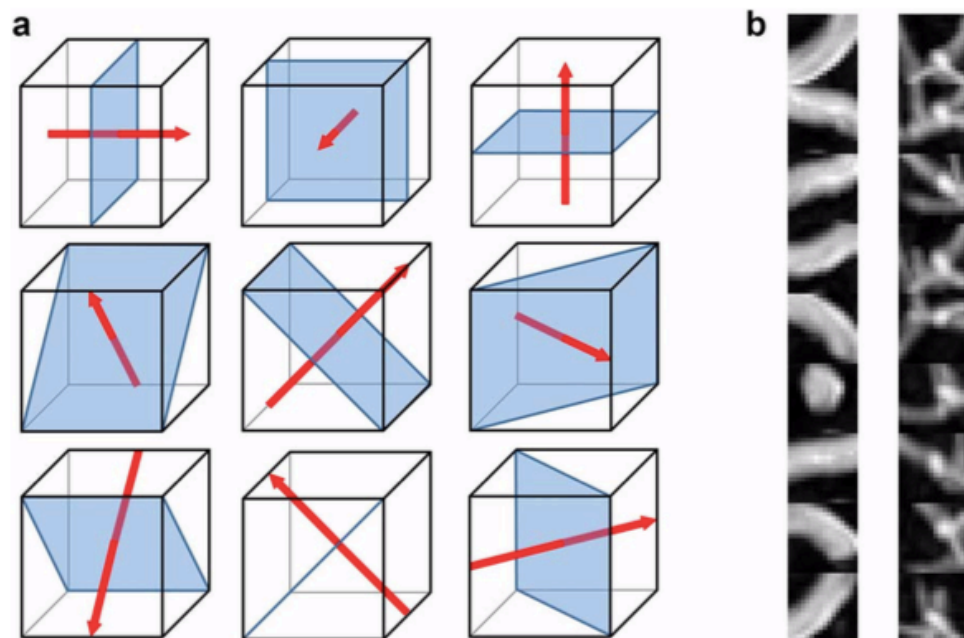


Рисунок 2.4 – (а) Дев'ять напрямків MIP (x-, y-, z-напрямки та діагональні напрямки в площинах x-y, y-z та z-x). (б) Приклади вхідних зображень. Ліворуч, негативні патч (нормальна артерія); праворуч, позитивний патч (аневризма).

Ці вхідні зображення використовувалися для тренування згорткової нейронної мережі з розміченими вхідними даними. Кожне вхідне зображення класифікується як "позитивне", коли воксель, що відповідає вхідному зображенню, знаходиться всередині аневризми та "негативне", коли воксель знаходиться поза межами аневризми. Кількість позитивних семплів збільшується шляхом обертанням на 2, 4, 6, 8 та 10 градусів навколо осей x -, y -, z і за допомогою дзеркального відображення куба, а негативні зразки випадковим чином відбираються, щоб збалансувати позитивні семпли.

Нейронна мережа складається з двох згорткових шарів, двох об'єднуючих шарів та двох повністю з'єднаних шарів (рис. 2.5). Вихідний шар має єдиний вихід, а логістична функція застосовується до цього виводу для перетворення його на ймовірність потрапляння в аневризму (яка знаходиться в проміжку від 0 до 1). В якості функції активації використовується випрямляч (ReLU) для всіх шарів, крім вихідного шару. Групова нормалізація проводиться перед кожною функцією ReLU. Для оптимізації вагів нейронної мережі використовується метод Адама [16].

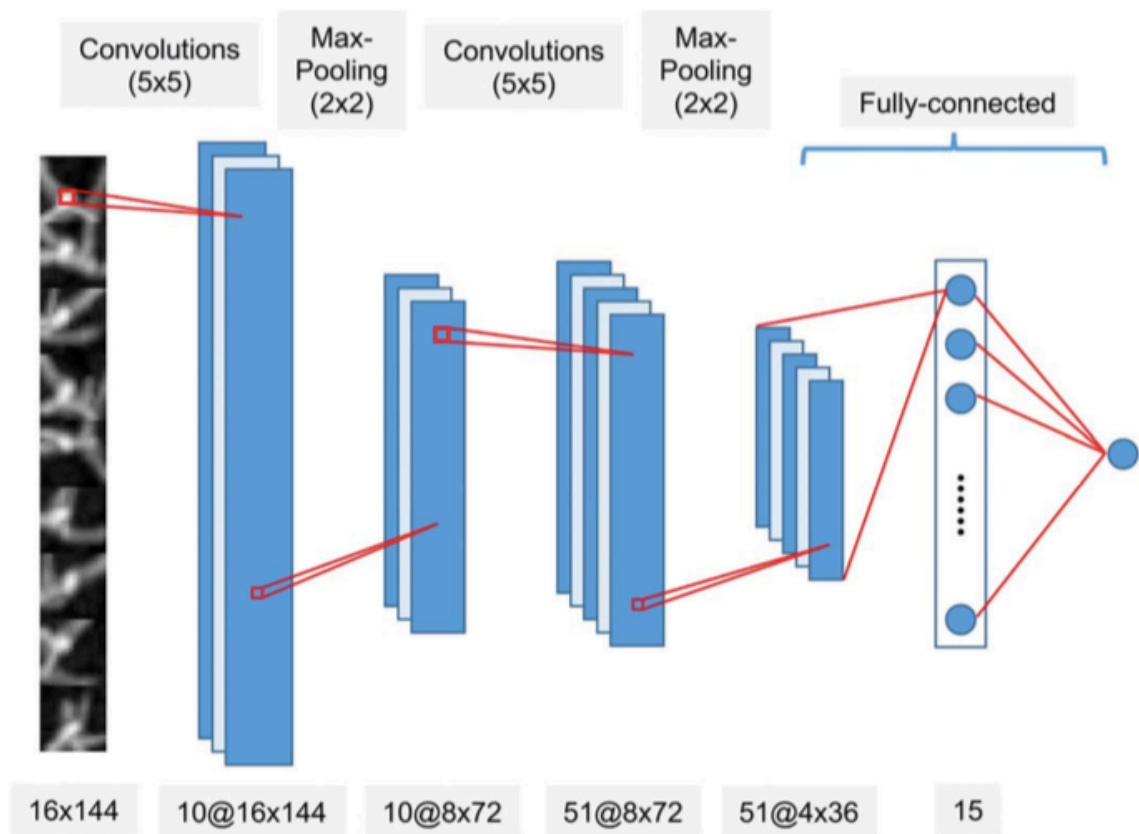


Рисунок 2.4 – Архітектура згорткової нейронної мережі. Кількість і розмір кожного згорткового фільтра та розмір повністю з'єднаного шару визначалися методом випадкового пошуку.

У фазі виявлення вхідні зображення генеруються для кожного артеріального вокселя таким же чином, як і у фазі тренувань, але без збільшення даних або зменшення кількості даних. Потім ці проекційні зображення вводяться в навчену мережу і отримуються ймовірності того, що відповідні вокселі є позитивними. Ці ймовірності бінаризуються з використанням порогу 0,5, тобто значення, що перевищує 0,5, перетворюється на 1, а значення менше 0,5 - на 0. Потім кожен зв'язаний компонент бінаризованого зображення витягується як зображення, яке може містити аневризму. Занадто малі компоненти (що складаються не більше двох вокселів) відкидаються. Імовірність для кожного кандидата визначається шляхом взяття максимуму від усіх значень вокселя всередині кандидата. [17]

Висновки до розділу 2

У даному розділі було розглянуто сучасні підходи до побудови нейронних мереж глибокого навчання у задачах класифікації медичних зображень. Були розглянуті різні моделі нейронних мереж, їх особливості, а також різноманітні алгоритми їх навчання.

РОЗДІЛ 3 ОПИС ОБРАНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

3.1 Обробка медичних зображень і формування дата сету

Медичні зображення МРА є доволі складними для сприйняття як простою людиною, так і комп'ютером у порівнянні зі звичайними картинками. Основна проблема медичних зображень полягає у тому, що для формування дата сету для аналізу того чи іншого захворювання, дані збираються з різних лікарень, за різні проміжки часу, зроблені на різному медичному обладнанні і різної якості.

Знімки МРА для даної роботи були зібрані в лікарні міста Нансі, Франція. Зі списку 367 пацієнтів наданим головним хірургом лікарні з 2000 по 2019 рік, було відібрано 92 пацієнта, з яких 80 пацієнтів мали 2 зображення формату DICOM: до та після лікування.

3.1.1 Реєстрація даних

Оскільки знімки були зроблені в різні роки і на різних апаратах МРТ, вони мали різні розширення і різну якість. Тому для спрощення роботи з ними було прийнято провести їх реєстрацію в програмі 3D Slicer (Програмна платформа для аналізу (включаючи реєстрацію та інтерактивну сегментацію) та візуалізації (включаючи об'ємне відображення) медичних зображень та для досліджень терапії, керованої зображеннями).

Процес реєстрації зображень проводиться для покращення якості одного зображення через співставленням з другим. В даній роботі в якості фіксованого зображення (зображення, яке визначає простір, в якому реєструється рухоме зображення) брався знімок до операції, а зображення, яке трансформувалось

(перетворення переходить з простору нерухомого зображення в простір рухомого зображення) – знімок після лікування аневризми або контрольний (знімок після операції через пів року/рік), оскільки він має кращу якість і більшу точність. Реєстрація проводилась відносно центру голови. Приклад даної процедури зображений на рисунку 3.1.

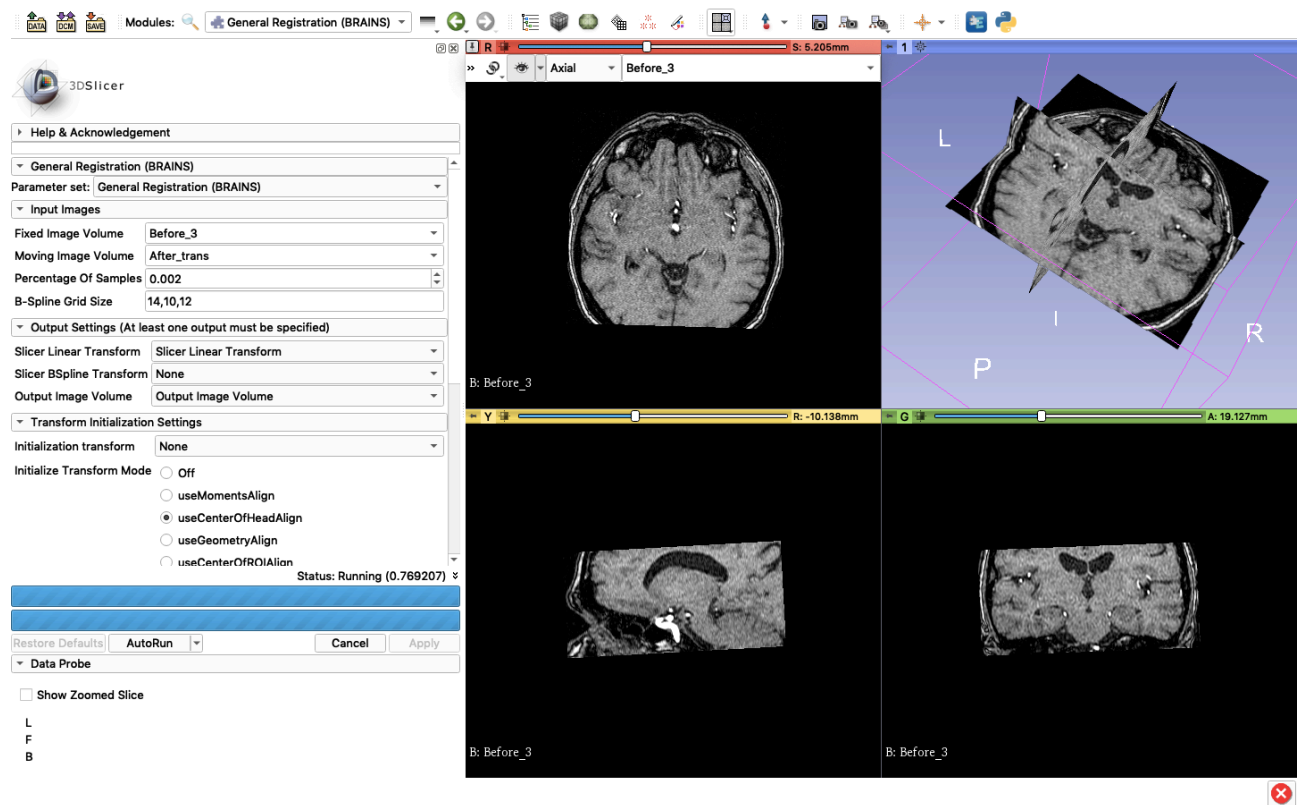


Рисунок 3.1 – Реєстрація DICOM зображень МРА в програмі 3D Slicer

3.1.2 Обробка вхідних даних

У більшості статей, пов'язаних з розпізнаванням аневризми на МРА/МРТ знімках, наголошувалось, що всі дані беруться з однакових МРА/МРТ апаратів. Це робиться з ціллю аби розбіжність у форматі даних між знімками різних пацієнтів.

У межах даної роботи знімки були зібрані з різних апаратів МРА, по мірі його оновлення, що призвело до того, що на знімках різних пацієнтів був різний діапазон значень. Тому зображення довелося нормалізувати. Однак, під час детального аналізу зображень, було помічено, що деякі з них містять шум, який призводить до спотворення при нормалізації даних.

Першочергово, застосовувався фільтр для усунення шумів на зображенні зазвичай використовувався медіанний фільтр, однак в нашому випадку нас цікавили шуми які вище максимуму реальних значень. Такі шуми можна усунути просто, для цього потрібно знизити перші кілька максимумів на зображенні. Було проведено експерименти з обома варіантами усунення шумів. В результаті експеримент показав що медіанний фільтр дає кращі результати для класифікації ніж фільтр, який видаляє перші кілька максимумів на зображенні. Приклад застосування медіанного фільтру продемонстровано на рисунку 3.2.

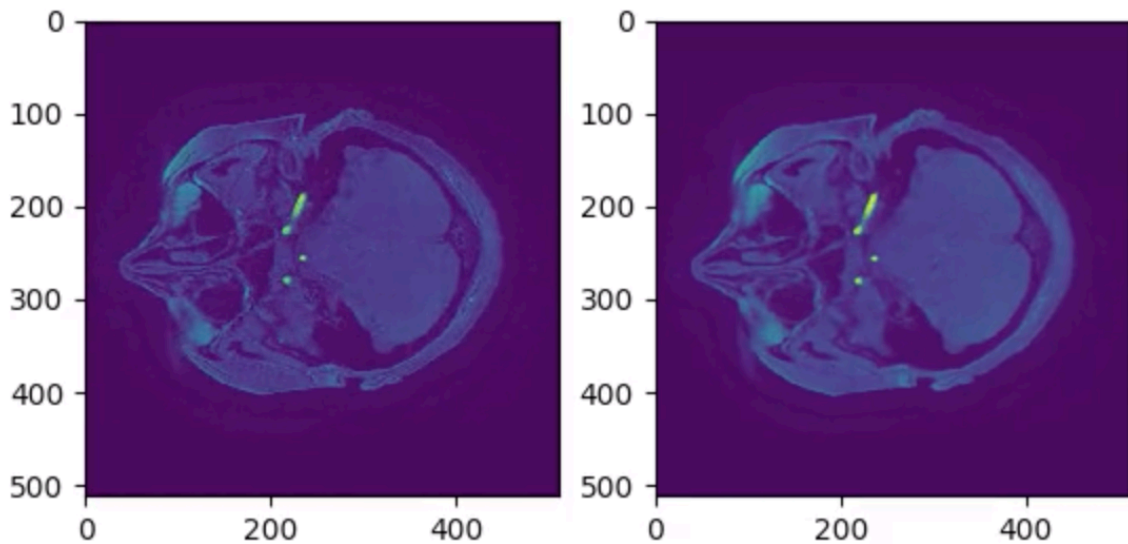


Рисунок 3.2 – Ліворуч вхідне зображення, праворуч зображення після фільтру

3.1.3 Аугментація даних

Згорткова нейронна мережа має велику кількість параметрів для навчання, що свою чергу призводить до необхідності великої кількості даних для тренування. Оскільки, 80 пацієнтів було не достатньо для тренування і тестування нейронної мережі, було вирішено проводити аугментацію даних як на патчах, центр яких знаходиться в аневризмі, так і на патчах, які містили судини і не тільки, для збільшення даних сету.

Одними з найбільш розповсюджених методів аугментації даних є: поворот, масштабування, зсув та здавлення.

Поворот означає обертання картинки вправо або вліво по трьом осям ОХ, ОУ і ОZ на кут від 1° і до 359° , який випадковим чином вибирається програмою. Приклад повороту продемонстровано на Рисунку 3.2.

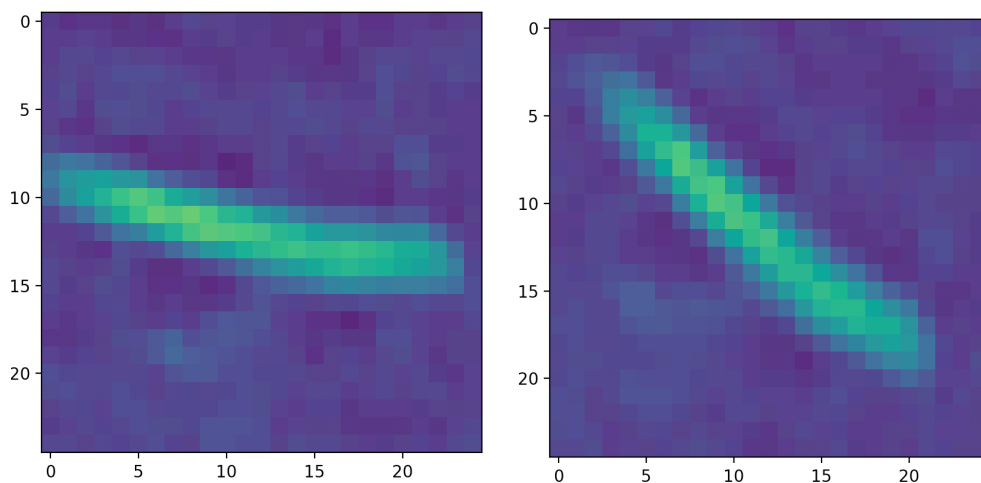


Рисунок 3.3 – Ліворуч оригінальна картинка, праворуч повернута картинка на 63°

Зсув зображення означає переміщення всіх вокселів зображення в одному напрямку, наприклад горизонтально або вертикально, зберігаючи однакові розміри зображення. Приклад зсуву для патчу, який містить судину продемонстровано на рисунку 3.3.

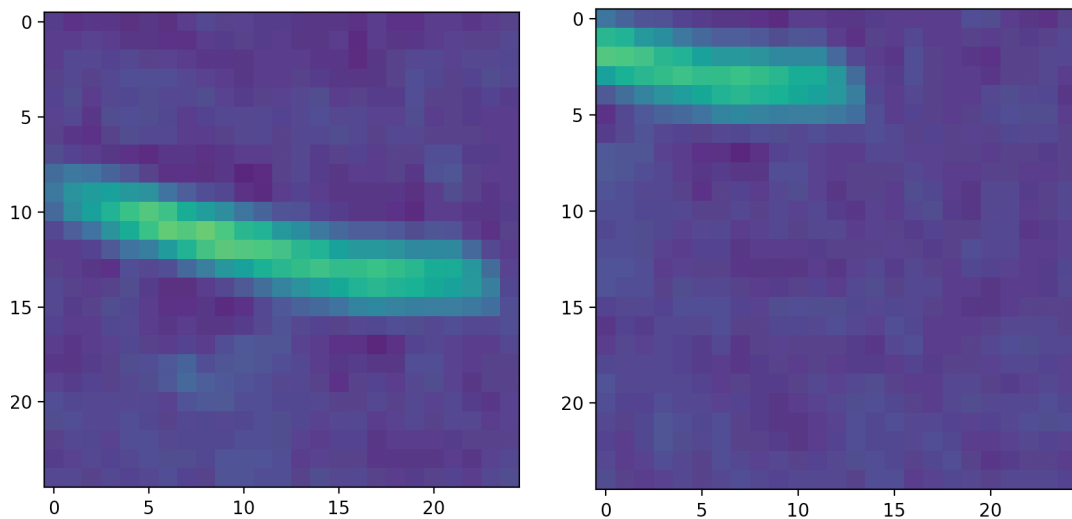


Рисунок 3.4 – Ліворуч оригінальна картинка, праворуч картинка з зсувом на 10 вокселів вгору і ввєрх

Збільшення та зменшення масштабу випадковим чином збільшує або зменшує зображення та додає нові значення пікселів навколо зображення або інтерполює значення пікселів відповідно. Приклад масштабування зображення продемонстровано на рисунку 3.4

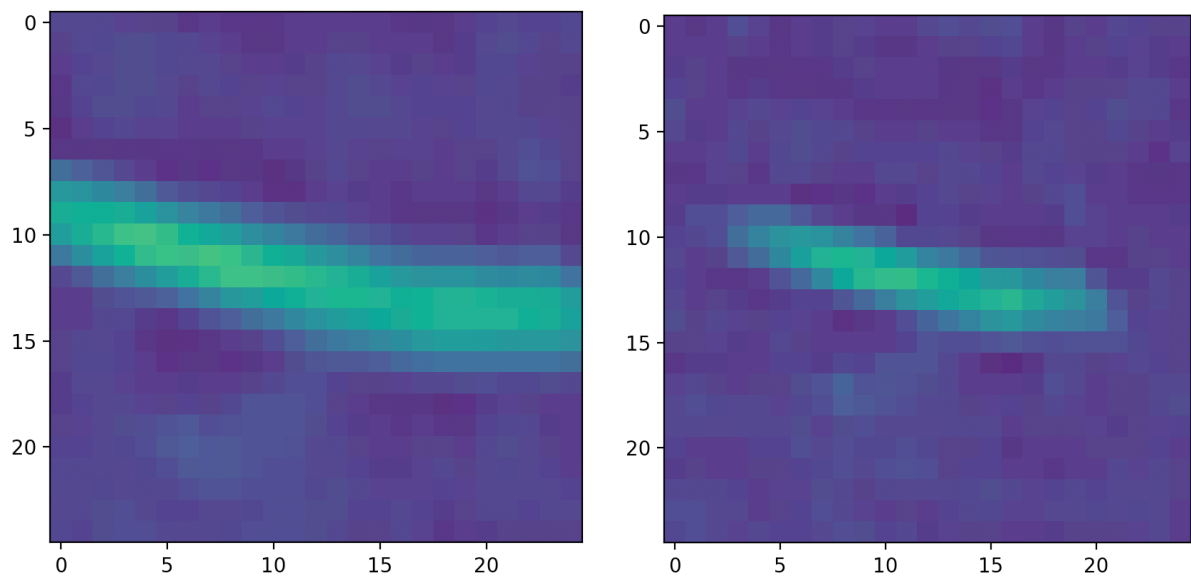


Рисунок 3.5 – Ліворуч картинка збільшене на 20%, праворуч картинка зменшена на 20%

3.2 Розмітка вхідних даних

Розмічати дані вручну доволі складно, оскільки цим переважно займаються лікарі-рентгенологи або їх інтерни у вільний від роботи час. Існує 3 варіанти як розмітити дані для нейронної мережі: ручна, автоматична і напівавтоматична.

3.2.1 Ручна розмітка даних

У статті [13] для створення датасету з 3D знімків МРА вирізались 2D проекції знімків отримувались з одного зрізу через весь знімок кожні 10° шляхом обертанням навколо осей x і z . На кожному зі зрізів знаходилась аневризма і вирізався квадрат розміром 256×256 пікселів, потім для кожного пікселя лікарем рентгенологом вручну за допомогою програми Matlab R2017 робилась розмітка і ставився лейбл. В результаті вони отримали бінарну маску, де як 1 був відмічений піксель, що знаходився в середині аневризми, а 0 – поза.

В даній роботі використовуються 3D зображення цілком, що унеможливило по піксельну розмітку даних. У зв'язку з чим було розглянуто автоматичні та напів-автоматичні методи

3.2.2 Автоматична розмітка даних

Першочергова ідея автоматичної розмітки полягала у співставленні двох зображення МРА: до та після лікування. Основну відмінність між цими

зображеннями можна помітити на знімку після операційного втручання, коли аневризму заповнюють спіраллю (coiling) і вона відображається на знімку чорним кольором (під час введення контрастної речовини в судини, вона не потрапляє більше в аневризму). На рисунку 3.2 стрілочкою вказана аневризма.

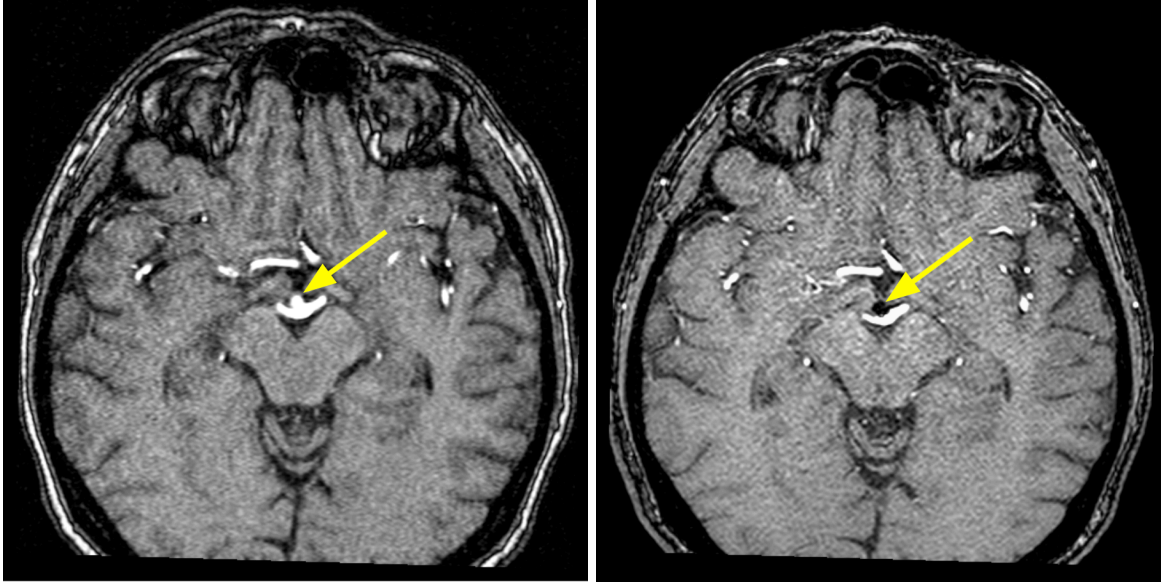


Рисунок 3.6 – До та після лікування аневризми

Для автоматичної розмітки аневризм на парах знімків до і після їх хірургічного видалення були випробувані метод з використанням функції нормалізованої кроскореляції та інших слабких класифікаторів, який показав перспективні результати, проте він іще не готовий до практичного застосування (рисунок 3.3).

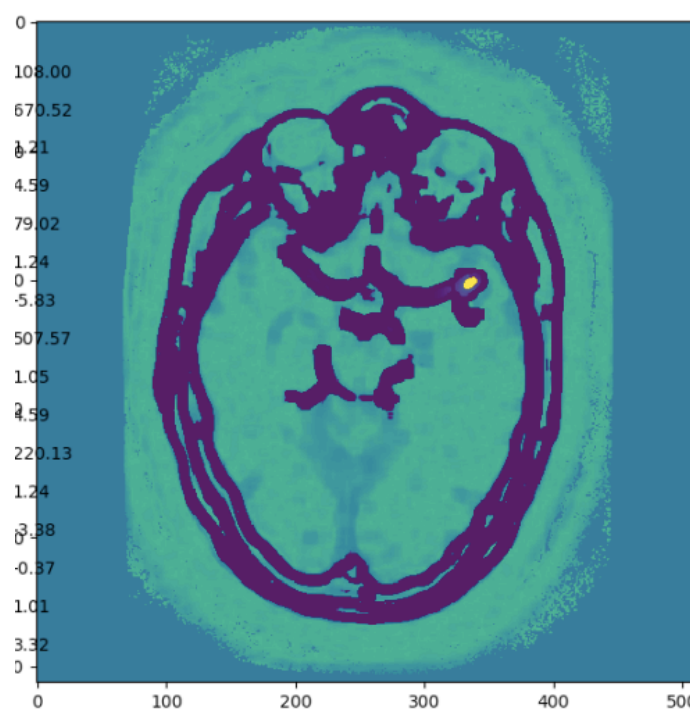


Рисунок 3.7– Аневризма (жовта точка на знімку) ідентифікована за допомогою методу слабких класифікаторів

Необхідно провести подальші дослідження щодо оптимальних коефіцієнтів, з якими ці слабкі класифікатори будуть входити у загальну функцію класифікатора, аби забезпечити прийнятну точність автоматичної розмітки.

3.2.3 Напіваавтоматична розмітка даних

В якості альтернативи було запропоновано розмічати аневризму у двох найвіддаленіших точках, як показано на рисунку 3.2, припускаючи що аневризму описати сферою.

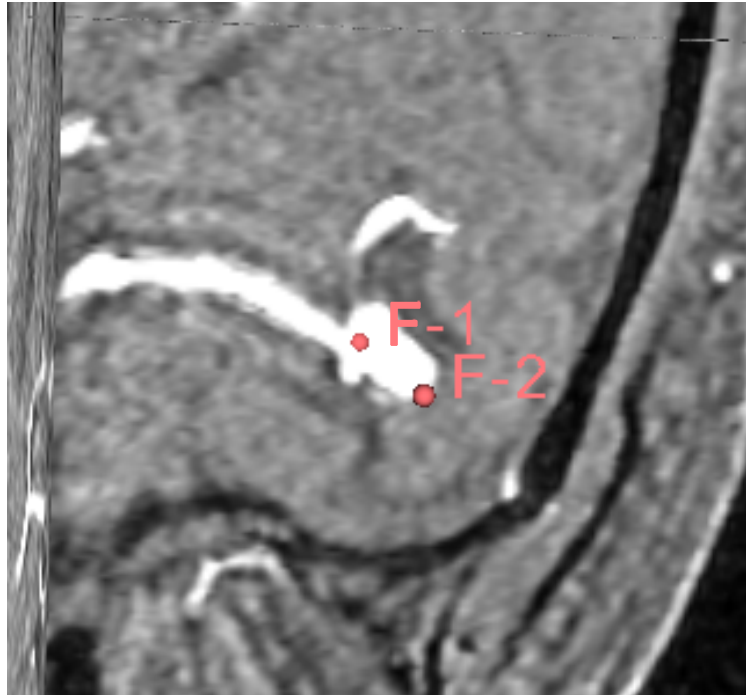


Рисунок 3.8 – Розмітка аневіризми в програмі 3D Slicer

Перевагою даного методу є те, що аневіризму треба відмічати лише двома точками, а не весь контур. Таке спрощення залишає розмітку коректною, оскільки в силу природи формування аневіризми вона має форму подібну до сферичної.

3.3 Архітектура нейронної мережі

У статті [13] використовується архітектура яка була описана у Розділі 2. В даній магістерській дисертації розглядається аналогічна архітектура за винятком шарів 3D згортки та в якості входу одноканальне 3D зображення. Тобто маємо наступну архітектуру (рисунок 3.9):

- вхідний шар (патч розміром 25x25x25);
- шар згортки (10 фільтрів 5x5x5);
- об'єднуючий шар (2x2x2);

- шар згортки (51 фільтрів $5 \times 5 \times 5$);
- об'єднуючий шар ($2 \times 2 \times 2$);
- повнозв'язний шар (15 нейронів);
- вихідний шар (1 нейрон).

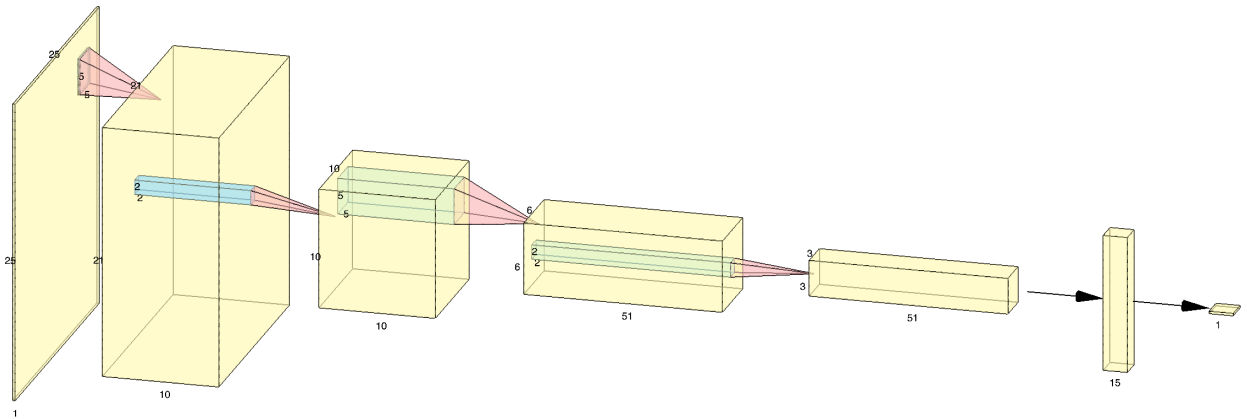


Рисунок 3.9 – Базова архітектура нейронної мережі

Також, в якості альтернативи, пропонується заміна згорткових шарів $5 \times 5 \times 5$ двома послідовними згортковими шарами $3 \times 3 \times 3$. Для збереження кількості вагів, сумарна кількість фільтрів в двох послідовних згорткових шарах втричі більша за кількість фільтрів в шарі що замінюється як зображено на рисунку 3.10:

- вхідний шар (патч розміром $25 \times 25 \times 25$);
- шар згортки (10 фільтрів $3 \times 3 \times 3$);
- шар згортки (18 фільтрів $3 \times 3 \times 3$);
- об'єднуючий шар ($2 \times 2 \times 2$);
- шар згортки (51 фільтрів $3 \times 3 \times 3$);
- шар згортки (92 фільтрів $3 \times 3 \times 3$);
- об'єднуючий шар ($2 \times 2 \times 2$);
- повнозв'язний шар (15 нейронів);
- вихідний шар (1 нейрон).

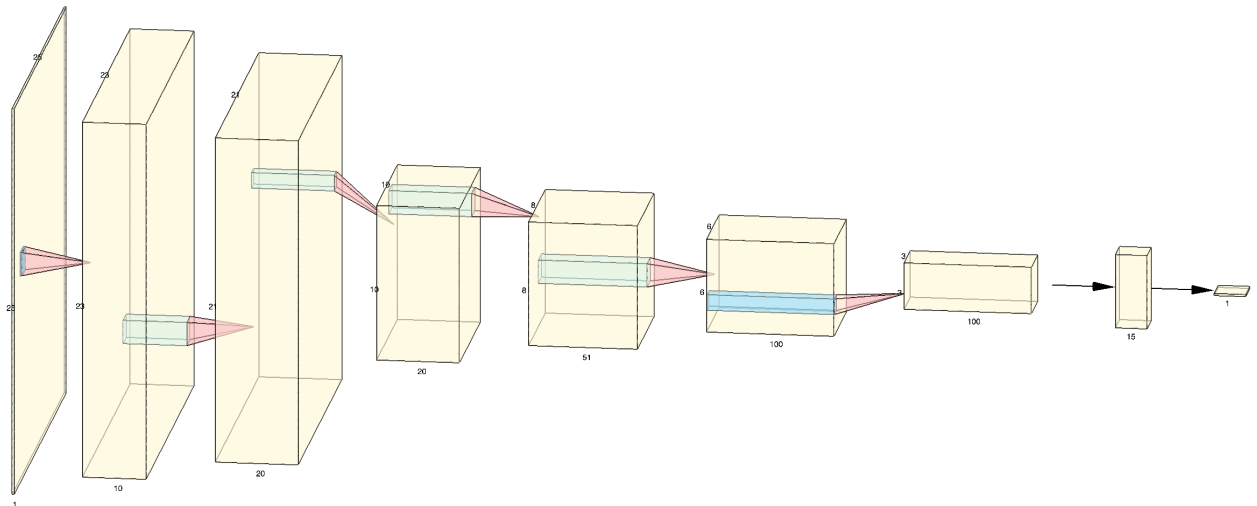


Рисунок 3.10 – Альтернативна архітектура нейронної мережі

Наведені вище рисунки 3.9 і 3.10 зображають відповідні архітектури, проте для 2D випадку.

3.4 Аналіз результатів

За результатами навчання нейронних мереж, 2-кратна аугментація показала себе не найкращим чином. Що було очікуваним результатом, оскільки нейронна мережа потребує великої кількості даних.

При збільшенні кратності аугментації, покращуються результати навчання нейронної мережі. Але даних ефект спостерігається менше при подальшому збільшенні кількості аугментацій. Це пов'язано з тим, що аугментація створює однотипні дані, що призводить до перенавчання мережі (таблиця 3.1).

Також помітна залежність результату від обраного фільтру. Проте, ця залежність не є односторонньою перевагою. При малій кількості аугментації, фільтр за максимумом дає кращі результати. Водночас при збільшенні кількості аугментації медіанний фільтр показує себе краще. Скоріш за все це відбувається через те, що аугментація поворотом (не на кут кратний 90 градусів) призводить

до спотворення та цей ефект проявляється менше в разі більш гладкого зображення (яке ми отримуємо за допомогою медіанного фільтру). Також, на більшій кількості аугментацій більше впливу має не максимальний шум, який не усувається фільтром за максимумом.

Таблиця 3.1 – Результати роботи нейронної мережі в залежності від вхідних даних

Архітектура	2-кратна аугментація		4-кратна аугментація		8-кратна аугментація	
	Медіанний фільтр	Фільтр за максимумом	Медіанний фільтр	Фільтр за максимумом	Медіанний фільтр	Фільтр за максимумом
Базова	0.5905	0.6218	0.6976	0.7078	0.8898	0.6925
Альтернативна	0.5794	0.6966	0.6766	0.7461	0.8959	0.7472

Вихід нейронної мережі вказує на наявність аневризми в частині зображення, що подається на вхід. Для пошуку аневризми на всьому зображенні використовується метод ковзкого вікна. В результаті отримуємо зображення, в якому значення кожного вокселя є сумою виходів нейронної мережі для вікон до яких належить цей воксель. Далі це зображення нормалізується. Результат можна накласти на вхідне зображення для візуальної перевірки роботи нейронної мережі, як зображено на рисунку 3.11.

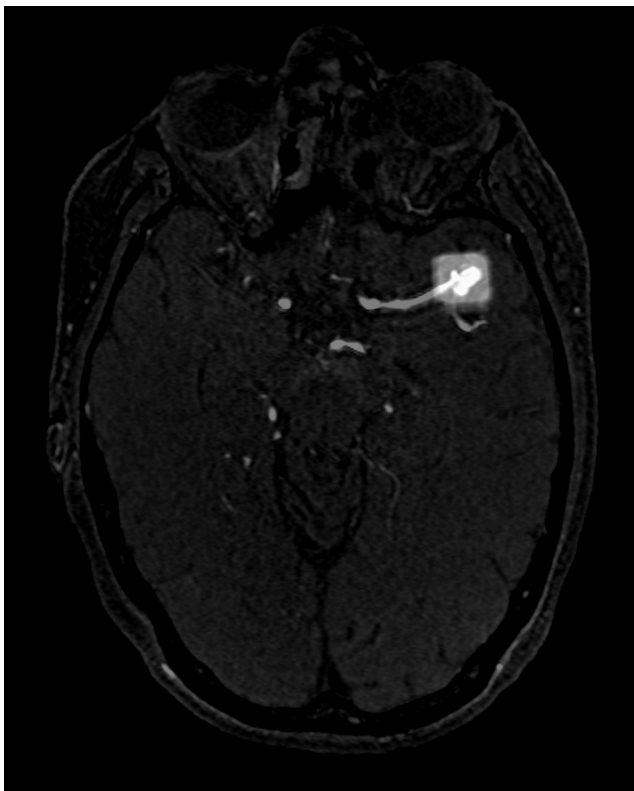


Рисунок 3.11 – Результати роботи нейронної мережі

Висновки до розділу 3

У даному розділі описано процес підготовки даних для роботи з нейронною мережею, а також результати її роботи. Які показали, що за допомогою згорткової нейронної мережі можна виявити анеризму на 3D зображеннях МРА з досить високою точністю.

РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ

В межах даного підрозділу послідовно проаналізовано та подано у вигляді таблиць наступні пункти:

- зміст ідеї;
- можливі напрямки застосування;
- основні вигоди, що може отримати користувач товару (за кожним напрямом застосування);
- чим відрізняється від існуючих аналогів та замінників;

Перші три пункти подано у вигляді таблиці (Таблиця 4.1) і дають уявлення про зміст ідеї та потенційні ринки, в межах яких потрібно шукати групи потенційних клієнтів.

Таблиця 4.1 – Опис ідеї стартап проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Надання застосування для пошуку аневризму на знімках МРА.	Пошук та аналіз аневризму на знімках МРА	Суттєва економія часу під аналізу зображень
	Профілактичне скасування знімку на наявність аневризму	Автоматична профілактика на планових знімках МРА

Аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно із пропозиціями конкурентів передбачає:

- визначення переліку техніко-економічних властивостей та характеристик ідеї;
- визначення попереднього кола конкурентів, проектів-конкурентів, товарів-замінників чи товарів-аналогів, що вже існують на ринку;
- збір інформації щодо значень техніко-економічних показників для ідеї власного проекту та проектів-конкурентів.

Відповідно до визначеного вище переліку проводиться порівняльний аналіз показників: гірші значення (W, слабкі); аналогічні (N, нейтральні) значення; кращі значення (S, сильні).

Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї стартап-проекту “Методи діагностики аневризм судин головного мозку з використанням згорткових нейронних мереж” наведено у Таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик

№	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів			Х-ка
		Мій проект	Конк. 1	Конк 2	
1	Форма виконання	Десктопний застосунок	Консольний застосунок	Web застосунок	S
2	Собівартість	Низька	Низька	Низька	N
3	Точність результатів	Середня	Велика	Низька	N
4	Наявність інтернету	Ні	Ні	Так	W
5	Кросплатформеність	Так	Так	Так	N
6	Складність використання/автономність	Ні	Так	Так	S

Визначений перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей ідеї потенційного товару є підґрунтям для формування його конкурентоспроможності.

4.2 Технологічний аудит ідеї стартап-проекту

В межах даного підрозділу необхідно провести аудит технології, з використанням якої можливо реалізувати ідею проекту (технології створення товару).

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових:

- за якою технологією буде виготовлено товар згідно ідеї проекту;
- чи існують такі технології, чи їх потрібно розробити/доробити;
- чи доступні такі технології авторам проекту?

Технологічну здійсненність ідеї стартап-проекту “Методи діагностики аневризму судин головного мозку з використанням згорткових нейронних мереж” наведено у Таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Технологічна здійсненність ідеї стартап-проекту

№	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Застосунок для виявлення аневризм на знімку МРА	C#	Наявна	Безкоштовна, доступна
		C++	Наявна	Безкоштовна, доступна
		Python	Наявна	Безкоштовна, доступна з

Обрана технологія реалізації ідеї проекту для створення застосунку для виявлення аневризм на знімках МРА обрана технологія Python , яка є безкоштовною та якою володіють розробники. Іншим критерієм вибору технології Python є те, що швидкість розробки на ній є значно швидшою, ніж на інших.

4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів. Спочатку проводиться аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (Таблиця 4.4).

В ході таких досліджень вивчаються особливості і перспективи розвитку попиту на конкретні товари, позиції конкурентів на ринку, їх сильні і слабкі

сторони, динаміку цін і т.д. Стартап-проекту важливо знати, чи буде обсяг продажів його товарів достатнім для компенсації зусиль щодо виходу на ринок, тому важливою характеристикою ринку є його ємність, під якою розуміють максимально можливий обсяг продажу певного товару протягом року, виражений в натуральних і вартісних одиницях.

Попит на більшість товару, який визначає місткість ринку, характеризується нестабільністю. Тому кожне підприємство прагне мати достовірний прогноз попиту на свій товар. З метою стимулювання збільшення попиту на товар необхідно вивчити і проаналізувати думки і потреби споживачів певного товару.

Попередню характеристику потенційного ринку стартап-проекту “Методи діагностики аневризм судин головного мозку з використанням згорткових нейронних мереж” наведено у Таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
Кількість головних гравців, од	2
Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	160000
Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Немає
Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Існують
Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	R=27%

Так як застосунок має безпосереднє відношення до медичних послуг та своєчасного виявлення захворювань, можна зробити висновок, що нашим сегментом ринку компанії будуть:

Таблиця 4.5 – Потенційні сегменти споживачів

Характеристика	Сегмент 1	Сегмент 2	Сегмент 3	Сегмент 4
Тип компанії	Приватна лікарня	Приватна компанія	Державна компанія	Державна лікарня
Розмір	800+	800+	21-80	21-80
Сфера	Медичні послуги			
Ємність	6 000	4 000	20 000	120 000

Характеристику потенційних клієнтів стартап-проекту “Методи діагностики аневризм судин головного мозку з використанням згорткових нейронних мереж” наведено у Таблиці 4.6.

Таблиця 4.6. – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Витрачати менше часу на аналіз знімків МРА	Аудиторія: лікарі-рентгенологи, хірурги Сегменти: індивідуальні користувачі, маленькі лікарні, великі лікарні.	Для сегменту маленьких лікарні та індивідуальних користувачів характерне разове використання застосунку, в той час як великі компанії можуть поставити його використання на автоматичний режим	Мати розуміння роботи знімками МРА, мати досвід роботи з редакторами для 3D зображень.

Після визначення потенційних груп клієнтів проводиться аналіз ринкового середовища: складаються таблиці факторів, що сприяють ринковому впровадженню проекту, та факторів, що йому перешкоджають. Фактори в таблицях подають в порядку зменшення значущості.

Ринкові можливості – це сприятливі обставини, які підприємство може використовувати для отримання переваг. Слід зазначити, що можливостями з погляду SWOT-аналізу є не всі можливості, які існують на ринку, а тільки ті, які можна використовувати.

Ринкові загрози – події, настання яких може несприятливо вплинути на підприємство.

Фактори загроз стартап-проекту “ Методи діагностики аневризм судин головного мозку з використанням згорткових нейронних мереж” наведено у Таблиці 4.7. Фактори можливостей стартап-проекту “ Методи діагностики аневризм судин головного мозку з використанням згорткових нейронних мереж” наведено у Таблиці 4.8.

Таблиця 4.7 - Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Зростаюча конкуренція	Зі зростанням попиту на розробку додатків для аналізу медичних даних.	Розробляти додаток високої якості та з додатковими унікальними функціями.
2	Зміна потреб користувачів	Користувачам необхідне програмне забезпечення з іншим функціоналом	Передбачити можливість додавання нового функціоналу до створюваного ПЗ

Таблиця 4.8 – Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Зростаючий попит	Збільшення попиту на додаток.	Надавати високоякісні рішення, займати нішу ринку.
2	Оптимізація швидкості завантаження	Оптимізація швидкості завантаження додатка.	Оптимізація швидкості завантаження за рахунок рефакторингу, асинхронності, мінімізації файлів кінцевого веб-застосування та оптимізації стиснення зображень.
3	Зниження довіри до конкурента 1	У конкурента №1 нещодавно була знайдена помилка, завдяки якій дані клієнтів стали доступні в інтернеті	При виході на ринок звертати увагу покупців на безпеку нашого ПЗ та авторитетність компанії

Ступеневий аналіз конкуренції на ринку стартап-проекту “Методи діагностики аневризм судин головного мозку з використанням згорткових нейронних мереж” наведено у Таблиці 4.9.

Таблиця 4.9 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства
1. Вказати тип конкуренції досконала	Існує 2 компанії - конкуренти на ринку	Врахувати ціни конкурентних компаній на початкових етапах створення бізнесу, реклама (вказати на конкретні переваги перед конкурентами)
2. За рівнем конкурентної боротьби - міжнародний	Всі компанії з інших країн	Використовувати локалізацію
3. За галузевою ознакою внутрішньогалузева	Конкуренти мають ПЗ, яке використовується лише всередині даної галузі	Створити основу ПЗ таким чином, щоб можна було легко переробити дане ПЗ для використання у інших галузях та додавати нові модулі в існуюче
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-видова	Види товарів є однаковими	Створити ПЗ, враховуючи недоліки конкурентів
5. За характером конкурентних переваг нецінова	Вдосконалення технології створення ПЗ, щоб собівартість була нижчою	Використання менш дорогих технологій для розробки, ніж використовують конкуренти
6. За інтенсивністю марочна	Бренди присутні	-

Після аналізу конкуренції проведено більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі (табл. 4.10).

Таблиця 4.10 - Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу		Висновки
Прямі конкуренти в галузі	Навести перелік прямих конкурентів	Існує 2 конкуренти на ринку. Найбільш схожим за виконанням є конкурент 1, так як його рішення має велику точність.
Потенційні конкуренти	Визначити бар'єри входження в ринок	Так, можливості для входу на ринок є, бо наше рішення покращує та пришвидшує роботу спеціаліста
Постачальники	Визначити фактори сили постачальників	Постачальники відсутні.
Клієнти	Визначити фактори сили споживачів	Важливим для користувача є кросплатформеність ПЗ та якість його роботи.
Товари-замінники	Фактори загроз з боку замінників	Товари-замінники можуть використати більш дешеву технологію створення ПЗ та зменшити собівартість товару.

За результатами аналізу таблиці зроблено висновок щодо принципової можливості роботи на ринку з огляду на конкурентну ситуацію. Також зроблено висновок щодо характеристик (сильних сторін), які повинен мати проект, щоб

бути конкурентоспроможним на ринку. Другий висновок враховується при формулюванні переліку факторів конкурентоспроможності. На основі аналізу конкуренції, проведеного в табл.4.10, а також із урахуванням характеристик ідеї проекту (табл. 4.2), вимог споживачів до товару (табл. 4.6) та факторів маркетингового середовища (табл. 4.7 – табл. 4.8) визначено та обґрунтовано перелік факторів конкурентоспроможності. Аналіз оформляється за табл. 4.11.

Таблиця 4.11 - Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Виконання ПЗ у вигляді зручного у користуванні десктопного застосунку	Це рішення дозволяє швидко встановлювати використовувати ПЗ на комп'ютер користувача
2	Простота інтерфейсу користувача	Інтерфейс користувача зроблений таким чином, що користувачу необхідно лише заповнити необхідні поля.
3	Наявність моделей ШІ	Це дозволить надати користувачеві інформацію, яка може спростити його роботу

За визначеними факторами конкурентоспроможності (табл. 4.11) проведено аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 4.12).

Таблиця 4.12 - Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін проекту

№	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з нашим підприємством						
			-3	-2	-1	0	1	2	3
1	Десктопний застосунок	19			+				
2	Простота інтерфейсу користувача	16	+						

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (матриці аналізу сильних (Strength) та слабких (Weak) сторін, загроз (Troubles) та можливостей (Opportunities) (табл. 4.13) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін (табл. 4.12). Перелік ринкових загроз та ринкових можливостей складено на основі аналізу факторів загроз та факторів можливостей маркетингового середовища. Ринкові загрози та ринкові можливості є наслідками (прогнозованими результатами) впливу факторів, і, на відміну від них, ще не є реалізованими на ринку та мають певну ймовірність здійснення. Наприклад: зниження доходів потенційних споживачів – фактор загрози, на основі якого можна зробити прогноз щодо посилення значущості цінового фактору при виборі товару та відповідно, – цінової конкуренції (а це вже – ринкова загроза).

Таблиця 4.13 - SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: простий інтерфейс користувача, кросплатформенність, достатня точність результатів	Слабкі сторони: доступно тільки англійською мовою, працює тільки з одним видом журналу Windows
--	---

Продовження таблиці 4.13

Можливості: зростання популярності пошуку аномалій у роботі операційної системи у маленьких компаніях та у індивідуальних користувачів	Загрози: конкуренція, структури журналу, поява несумісної версії операційної системи
---	---

На основі SWOT-аналізу розроблено альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (див. табл.4.10, аналіз потенційних конкурентів). Визначені альтернативи проаналізовано з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів (табл.4.14).

Таблиця 4.14 - Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Створення застосунку для виявлення аневризм на знімках МРА	70%	8 місяці
2	Створення застосунку для виявлення аневризм на знімках МРА	30%	5 місяці

Обираємо альтернативу 1.

З означених альтернатив обирається та, для якої: а) отримання ресурсів є більш простим та ймовірним; б) строки реалізації – не набагато більші. Враховуючи, що наявність локалізації збільшить ймовірність отримання ресурсів, то обираємо перший варіант.

4.4 Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (табл. 4.15).

Таблиця 4.15 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Великі продуктові компанії.	Середня: велика конкуренція і можливість власних ІТ- відділів.	Високий.	Велика.	Легко.
2	Великі аутсорсові компанії	Середня.	Високий.	Велика.	Середня
3	Маленькі продуктові компанії.	Середня.	Середній.	Середня.	Середня.

Продовження таблиці 4.15

4	Маленькі аутсорсові компанії	Низька. Приватні особи воліють продукт за найменшу ціну і не обов'язково якісний.	Низький.	Середня.	Важко.
---	------------------------------	---	----------	----------	--------

Як цільові групи обрано усі чотири варіанти.

За результатами аналізу потенційних груп споживачів (сегментів) автори ідеї обирають цільові групи, для яких вони пропонуватимуть свій товар, та визначають стратегію охоплення ринку:

- якщо компанія зосереджується на одному сегменті – вона обирає стратегію концентрованого маркетингу;
- якщо працює із кількома сегментами, розробляючи для них окремо програми ринкового впливу – вона використовує стратегію диференційованого маркетингу;
- якщо компанія працює з усім ринком, пропонуючи стандартизовану програму (включно із характеристиками товару/послуги) – вона використовує масовий маркетинг. Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (табл. 4.16)

Таблиця 4.16 - Визначення базової стратегії розвитку

№	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
---	--------------------------------------	---------------------------	--	---------------------------

Продовження таблиці 4.16

1	Створення застосунку для виявлення аневризм на знімках МРА	Ринкове позиціювання	Простота інтерфейсу, відкритий доступ до іноземних ринків	Диференціації
---	--	----------------------	---	---------------

Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.17).

Таблиця 4.17 - Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
1	Ні	Так	Так: базові функції керування ризиками	Зайняття конкурентної ніші

На основі вимог споживачів з обраних сегментів до постачальника (стартап-компанії) та до продукту (див. Табл. 4.6), а також в залежності від обраної базової стратегії розвитку (табл. 4.16) та стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.17) розробляється стратегія позиціонування (табл. 4.18), що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціацій), за яким споживачі мають ідентифікувати торгівельну марку/проект.

Таблиця 4.18 - Визначення стратегії позиціонування

№	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1	Швидкість і зручність роботи, відповідність результатів	Диференціації	локалізованість, висока точність результатів	Швидкість легкість, точність, великі дані, аналітика, операційна система

Результатом виконання підрозділу стала узгоджена система рішень щодо ринкової поведінки стартап-компанії, яка визначає напрями роботи стартап-компанії на ринку.

4.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Першим кроком є формування маркетингової концепції товару, який отримує споживач. Для цього у табл. 4.19 підсумовано результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару. Концепція товару - письмовий опис фізичних та інших характеристик товару, які сприймаються споживачем, і набору вигод, які він обіцяє певній групі споживачів.

Таблиця 4.19 - Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Витратити менше часу виявлення аномалій у роботі операційної системи	Автоматична ідентифікація аномалій у роботі операційної системи	Економія часу та зусиль
2	Можливість слідкувати за активністю користувача за робочим комп'ютером	Можливість виявлення несанкціонованого або незвичного логіну у систему	Контроль роботи користувачів

Розроблена трирівнева маркетингова модель товару: уточнюється ідея продукту та/або послуги, його фізичні складові, особливості процесу його надання (табл. 4.20).

Таблиця 4.20 - Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Товар допомагає користувачам автоматично ідентифікувати аномалії у роботі операційної системи Windows. В результаті це дозволяє пришвидшити процес виявлення та розуміння існуючих проблем та пошук рішення.		
II. Товар у реальному виконанні	Хар-ки	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	1) застосунок для виявлення аномалій у роботі операційної системи Windows; 2) Простота у використанні; 3) Можливість розширення	-	-
	Якість: згідно до стандарту ISO 4444 буде проведено тестування		
	Маркування відсутнє.		
III. Товар із підкріпленням	Безкоштовна версія з урізаним функціоналом		
	Постійна підтримка для користувачів		

1-й рівень - При формуванні задуму товару вирішується питання щодо того, засобом вирішення якої потреби і / або проблеми буде даний товар, яка його основна вигода. Дане питання безпосередньо пов'язаний з формуванням технічного завдання в процесі розробки конструкторської документації на виріб.

2-й рівень - Цей рівень являє рішення того, як буде реалізований товар в реальному/ включає в себе якість, властивості, дизайн, упаковку, ціну.

3-й рівень - Товар з підкріпленням (супроводом) - додаткові послуги та переваги для споживача, що створюються на основі товару за задумом і товару в реальному виконанні (гарантії якості , доставка, умови оплати та ін)

За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: ноу-хау.

Після формування маркетингової моделі товару слід особливо відмітити – чим саме проект буде захищено від копіювання. Захист може бути організовано за рахунок захисту ідеї товару (захист інтелектуальної власності), або ноу-хау, чи комплексне поєднання властивостей і характеристик, закладене на другому та третьому рівнях товару. Наступним кроком визначено цінові межі, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар, яке передбачає аналіз ціни на товари-аналоги або товари субституту, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів (табл. 4.21). Аналіз проводився експертним методом.

Таблиця 4.21 - Визначення меж встановлення ціни

№	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	1000	1500	200000	500

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту, в межах якого приймається рішення (табл. 4.22):

- проводити збут власними силами або залучати сторонніх посередників (власна або залучена система збуту);
- вибір та обґрунтування оптимальної глибини каналу збуту;

- вибір та обґрунтування виду посередників.

Таблиця 4.22 - Формування системи збуту

№	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Купують ПЗ та роблять щорічні внески для подовження ліцензії	Продаж	1(через посередника)	Власна та через посередників

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (табл. 4.23).

Таблиця 4.23 - Концепція маркетингових комунікацій

№	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Купівля ліцензій на використання через інтернет повної версії	Інтернет	автоматична ідентифікація ризиків, реєстр ризиків	Показати переваги ПЗ, у тому числі і перед конкурентами	Демо-ролик із використання

Результатом пункту 5 є ринкова (маркетингова) програма, що включає в себе концепції товару, збуту, просування та попередній аналіз можливостей ціноутворення, спирається на цінності та потреби потенційних клієнтів, конкурентні переваги ідеї, стан та динаміку ринкового середовища, в межах якого впроваджено проект, та відповідну обрану альтернативу ринкової поведінки

4.6 Висновки до розділу

Згідно до проведених досліджень:

- існує можливість ринкової комерціалізації проекту;

- існують перспективи впровадження з огляду на потенційні групи клієнтів, бар'єри входження високі, але проект має одну значну перевагу перед конкурентами;
- необхідно реалізувати застосунок для виявлення аневризм на знімках МРА;
- подальша імплементація є доцільною.

ВИСНОВКИ

У даній магістерській дисертації було описано задачу виявлення аневризм головного мозку на тривимірних зображеннях МРА. Наведено існуючі методи вирішення даної проблеми і описано актуальність автоматичного виявлення аневризм для пришвидшення процесу діагностики. Було запропоновано дві архітектури згорткової нейронної мережі та проведено експеримент, який показав, що використання тривимірного зображення дозволяє покращити точність знаходження в порівнянні з використанням двовимірних зрізів.

Також було встановлено необхідність проведення аугментації та використання фільтрів для навчання нейронної мережі. Була виявлена оптимальна кількість аугментацій для навчання та встановлено, що медіанний фільтр показав себе на великій вибірці краще у порівнянні з фільтром за максимумом.

В решті решт була розроблена програма, яка знаходить аневризму на зображенні МРА.

Виділено наступні напрямки подальших досліджень:

1. Використання більш глибокої архітектури нейронної мережі та адаптація вхідних даних під неї.
2. Оптимізація часу роботи програми для подальшої можливості тестування її в реальному житті в умовах лікарні.
3. Знаходження найбільш вдалого кута огляду, з якого аневризма має найбільший діаметр.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Cerebral Aneurysm. URL: <http://www.columbianeurology.org/neurology/staywell/document.php?id=35871> (дата звернення: 17.08.2019).
2. Causes and treatments of aneurysm. URL: <https://www.medicalnewstoday.com/articles/156993.php> (дата звернення: 17.08.2019).
3. W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, A. Rosenfeld. Face recognition: A literature survey, *Journal ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2003, Volume 35, Issue 4, pp. 399–458.
4. P. Dreuw, P. Steingrube, H. Hanselmann, H. Ney. SURF-Face: Face Recognition Under Viewpoint Consistency Constraints *Proceedings British Machine Vision Conference*, 2009.
5. R. Gottumukkal, V.K. Asari. An improved face recognition technique based on modular PCA approach *Pattern Recognition Letters*, 2004, Volume 25, Issue 4, pp. 429–436.
6. Y. Zhang, S. Chen, S. Wang, J. Yang, and P. Phillips, “Magnetic resonance brain image classification based on weighted-type fractional fourier transform and nonparallel support vector machine,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 25, no. 4, pp. 317–327, 2015.
7. C. Barata, M. Ruela, M. Francisco, T. Mendonça, and J. S. Marques, “Two systems for the detection of melanomas in dermoscopy images using texture and color features,” *IEEE Systems Journal*, vol. 8, no. 3, pp. 965–979, 2014.
8. H. Iyatomi, H. Oka, M. E. Celebi et al., “An improved internet-based melanoma screening system with dermatologist-like tumor area extraction algorithm,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 32, no. 7, pp. 566–579, 2008.

9. W. V. Stoecker, M. Wronkiewicz, R. Chowdhury et al., “Detection of granularity in dermoscopy images of malignant melanoma using color and texture features,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 35, no. 2, pp. 144–147, 2011.
10. B. Kepenekci, F.B. Tek, G. Bozdagi Akar, Occluded face recognition based on Gabor wavelets, ICIP 2002, September 2002, Rochester, NY, MP- P3.
11. H.-S. Le, H. Li, Recognizing frontal face images using hidden Markov models with one training image per person, Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR04), vol. 1, 2004. P. 318–321.
12. Hubel DH, Wiesel TN. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat’s visual cortex. *J Physiol* 1962. Vol. 160. P. 106–154.
13. Yang X, Blezek DJ, Cheng LTE, et al. Computer-aided detection of intra- cranial aneurysms in MR angiography. *J Digit Imaging* 2011. Vol. 24. P. 86–95.
14. Nomura Y, Masutani Y, Miki S, et al. Performance improvement in computerized detection of cerebral aneurysms by retraining classifier using feedback data collected in routine reading environment. *J Biomed Graph Comput* 2014. Vol. 4. P. 12–21.
15. Hanaoka S, Nomura Y, Nemoto M, et al. HoTPiG: A novel geometri- cal feature for vessel morphometry and its application to cerebral aneurysm detection. *Med Image Comput Comput Assist Interv* 2015. Vol. 18 P. 103–110.
16. van Ginneken B, Schaefer-Prokop CM, Prokop M. Computer-aided diagnosis: how to move from the laboratory to the clinic. *Radiology* 2011. Vol. 261. P. 719–732.
17. Stepan-Buksakowska IL, Accurso JM, Diehn FE, et al. Computer- aided diagnosis improves detection of small intracranial aneurysms on MRA in a clinical setting. *AJNR Am J Neuroradiol* 2014. Vol. 35. P. 1897–1902.
18. Nyu LG, Udupa JK. On standardizing the MR image intensity scale. *Magn Reson Med* 1999. Vol. 42. P. 1072–1081.

19. Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. 2015. URL: <https://arxiv.org/abs/1502.03167> (дата звернення: 29.10.2019).
20. Kingma D, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. 2014. URL: <https://arxiv.org/abs/1412.6980v8> (дата звернення: 29.10.2019).
21. Bunch PC, Hamilton JF, Sanderson GK, Simmons AH. A free response approach to the measurement and characterization of radiographic observer performance. In: Proceedings of SPIE 1977. Bellingham, WA: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers; 1977. Vol. 127. P. 124–135.
22. Bergstra J, Bengio Y. Random search for hyper-parameter optimization. J Mach Learn Res 2012. Vol. 13 P. 281–305.
23. Nomura Y, Hayashi N, Masutani Y, et al. CIRCUS: an MDA platform for clinical image analysis in hospitals. Trans Mass-Data Anal Images Signals 2010. Vol. 2. P. 112–127.